



UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE DE COMPIÈGNE

DASSAULT SYSTÈMES

ST02 - RAPPORT DE STAGE

Analyse sémantique de l'activité cérébrale par électroencéphalographie

Stage effectué du 5/02/2024 au 19/07/2024 à Vélizy-Villacoublay

Master mention Ingénierie De la Santé (IDS) - Parcours Technologies Biomédicales et Territoires de Santé (TBTS)

Auteur : Marie Bossard

Tuteur Entreprise : Jianghao Liu

Année Universitaire : 2023/2024

Tuteur École : Jérémy Laforêt

Résumé

L'électroencéphalographie (EEG) joue un rôle essentiel dans la recherche en neurosciences en permettant l'enregistrement de l'activité électrique du cerveau avec une résolution temporelle élevée. Cette technique non-invasive offre la possibilité d'étudier les processus neuronaux sous-jacents à une grande variété de fonctions cognitives, comportementales, et de dysfonctions. Ainsi, l'EEG constitue un outil polyvalent pour la recherche en neurosciences, contribuant à l'approfondissement de notre compréhension du fonctionnement du cerveau humain, tant dans des contextes normaux que pathologiques. Dans ce contexte, l'ingénieur biomédical joue un rôle crucial dans le secteur de la recherche en combinant expertise en ingénierie et connaissances médicales pour concevoir, utiliser et améliorer des dispositifs, technologies et techniques destinés au diagnostic, à la surveillance et au traitement des maladies.

Ce rapport de stage présente la faisabilité de la mise en place d'une activité en EEG au sein de Dassault Systèmes. Les missions de ce stage incluent une étude de l'offre de marché des dispositifs EEG, la conception d'un protocole expérimental en neurosciences cognitives, ainsi que des études tant théoriques, portant sur les distinctions entre perception et imagerie mentale, que cliniques, explorant les marqueurs biologiques de la dépression.

Mots clés : neurosciences, électroencéphalographie, recherche, analyse des signaux

Abstract

Electroencephalography (EEG) plays a crucial role in neuroscience research by allowing the recording of brain electrical activity with high temporal resolution. This non-invasive technique offers the opportunity to study the underlying neuronal processes of a wide variety of cognitive, behavioral functions as well as dysfunctions. Thus, EEG serves as a versatile tool for neuroscience research, contributing to a deeper understanding of the functioning of the human brain in both normal and pathological contexts. In this regard, biomedical engineers play a crucial role in the research sector by combining engineering expertise with medical knowledge to design, utilize, and improve devices, technologies, and techniques for disease diagnosis, monitoring, and treatment.

This internship report presents the feasibility of implementing an EEG activity within Dassault Systèmes. Internship's missions include a study of the EEG device market, the design of an experimental protocol in cognitive neuroscience, as well as both theoretical studies, focusing on distinctions between perception and mental imagery, and clinical studies, exploring biological markers of depression.

Keywords : neuroscience, electroencephalography, research, signal analysis

Remerciements

Avant de commencer ce rapport, je tiens à remercier les personnes qui ont participé au bon déroulement de ce stage de fin d'étude.

Je remercie tout d'abord toute l'équipe Neuro Twin pour m'avoir accueillie dans leur équipe, pour la confiance qu'elle m'a accordée ainsi que pour son accompagnement. En particulier, je tiens à remercier Nicolas Gazères pour son suivi régulier et sa confiance tout au long de ce stage. Mes remerciements vont également à Jianghao Liu pour avoir consulté l'avancement de ce stage ainsi qu'à Louis Padé et Carine Farhat pour leur soutien et leur bienveillance.

Je remercie également les personnels de l'UTC pour leur suivi, Martine Yvinec, Isabelle Claude, Jean-Matthieu Prot sans qui ce stage n'aurait pas été possible. Un remerciement tout particulier est adressé à Jérémy Laforêt, mon suiveur UTC pour ses conseils et sa disponibilité.

J'adresse un remerciement tout particulier à ma famille et à Florentin Magniez pour leur patience, leurs conseils et leur soutien tout au long de ce stage. Leurs encouragements et leur présence ont été des moteurs essentiels dans la poursuite de mes objectifs.

Enfin, j'exprime ma gratitude à toutes les personnes de Dassault Systèmes et de l'UTC qui m'ont accordé de leur temps dans le cadre de ce stage.

Table des matières

Introduction	4
1 Contexte du stage	5
1.1 Présentation de Dassault Systèmes	5
1.2 Présentation de l'équipe	6
1.3 Objectifs du stage	6
1.4 Brève présentation de l'électroencéphalographie	7
2 Présentation des missions du stage	9
2.1 Choix d'un dispositif EEG	9
2.2 Conception d'un protocole d'expérimentation en neurosciences cognitives	16
2.3 Réalisation d'une recherche en neurosciences cognitives : comparaison entre perception et imagerie mentale	23
2.4 Réalisation d'une recherche en neurologies cliniques : étude des marqueurs électrophysiologiques de la dépression en EEG	50
2.5 Regard critique sur la mise en place d'une activité EEG	72
3 Apports du stage	73
3.1 Compétences acquises	73
3.2 Compétences à acquérir	73
3.3 Liens avec la formation théorique	74
Conclusion	75
Références	76
Annexe	80

Introduction

L'ingénieur biomédical joue un rôle crucial dans le secteur de la recherche en combinant expertise en ingénierie et connaissances médicales pour développer, utiliser et améliorer des dispositifs, technologies et techniques destinés à diagnostiquer, surveiller et traiter les maladies. Il participe également activement à la conception et à la validation de protocoles expérimentaux, analyse des données biomédicales complexes, et contribue à l'innovation en participant aux découvertes, améliorant ainsi les connaissances, la qualité des soins et la santé des patients.

Avec les développements des technologies de l'information et l'engouement autour de l'intelligence artificielle, de nombreuses entreprises s'engagent dans une diversification de leurs activités dans le domaine de la santé. C'est également le cas de Dassault Système avec le projet MEDITWIN et plus globalement le lancement de nouvelles activités dans le domaine de la santé. Le sujet de ce stage s'inscrit donc dans cette dynamique et a pour objectif d'étudier la faisabilité de la mise en place des différents aspects d'une activité d'électroencéphalographie (EEG) au sein de l'entreprise.

Dans le cadre du développement d'une activité de recherche en neurosciences, l'EEG est une technique particulièrement intéressante. Effectivement, il s'agit d'une méthode non-invasive permettant de mesurer l'activité électrique du cerveau, offrant ainsi des perspectives uniques pour comprendre les processus cognitifs et neurologiques. L'objectif global de ce stage était donc d'étudier la faisabilité de la mise en place d'une activité d'acquisition et d'analyse de données EEG au sein de la division 3DS Corporate Research, pour des perspectives à la fois cognitives et cliniques. Ce rapport de stage vise à explorer différents aspects liés à cette technique et est découpé en quatre missions principales.

La première mission s'articule autour d'un référencement de l'offre de marché des dispositifs EEG. En effet, il existe un très grand nombre de dispositifs avec différentes caractéristiques et adaptés à des cas d'usages différents. Ce référencement constitue la première étape de l'étude de la mise en place d'une activité utilisant cette technologie.

La deuxième mission de ce stage se concentre sur la proposition d'un protocole en neurosciences cognitives et notamment l'identification des bonnes pratiques, des biais et des difficultés.

Les deux dernières missions se focalisent sur l'analyse de signaux EEG provenant de bases de données accessibles au public. Deux sujets de recherche ont été sélectionnés. Le premier sujet explore les bases neuronales distinguant la perception de l'imagerie mentale. Le deuxième sujet, d'application plus clinique, porte sur l'identification de marqueurs biologiques de la dépression.

Ainsi, pour présenter mon expérience au sein de l'équipe Neuro Twin de Dassault Systèmes, il est pertinent de commencer par une présentation de l'entreprise et de ses activités. Ensuite, les missions précédemment introduites autour de la mise en place d'une activité EEG dans l'entreprise seront abordées en détail. Enfin, je conclurai par un bilan personnel et professionnel sur l'apport de ce stage, notamment relativement à mon parcours professionnel.

1 Contexte du stage

1.1 Présentation de Dassault Systèmes

Dassault Systèmes est une entreprise française spécialisée dans le développement de logiciels pour la conception de produits 3D, la simulation, la gestion du cycle de vie des produits et la réalité virtuelle. L'entreprise a été fondée en 1981 (Figure 1) par une équipe d'ingénieurs de Dassault Aviation afin de développer un logiciel de conception assisté par ordinateur. Ainsi, au fil des années, l'entreprise a déposé plusieurs marques bien connues comme CATIA (Computer Aided Three-dimensional Interactive Application) et SOLIDWORKS, puis plus tard DELMIA (qui aide les services et industries à collaborer, modéliser, optimiser et appliquer leurs opérations), GEOVIA (spécialisée dans la modélisation géologique et les opérations de minage) et BIOVIA (dédiée à la science de la vie et aux sciences des matériaux), pour n'en nommer que quelques-unes. Toutes ces solutions logicielles partagent la plateforme virtuelle 3DEXPERIENCE, lancée en 2012 et qui facilite la collaboration et la création de produits répondant aux défis d'aujourd'hui et de demain. La diversification des secteurs d'activité de Dassault Systèmes a contribué à son développement et à l'établissement de sa réputation actuelle. Avec plus de 23 000 collaborateurs à travers le monde et plus de 350 000 clients dans 142 pays (Figure 2), Dassault Systèmes s'est imposé comme un leader mondial de son secteur.

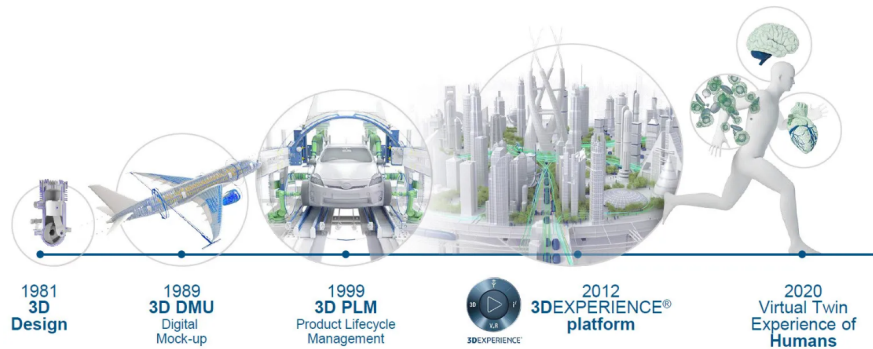


FIGURE 1 – Frise chronologique des évolutions majeurs de Dassault Systèmes [1]

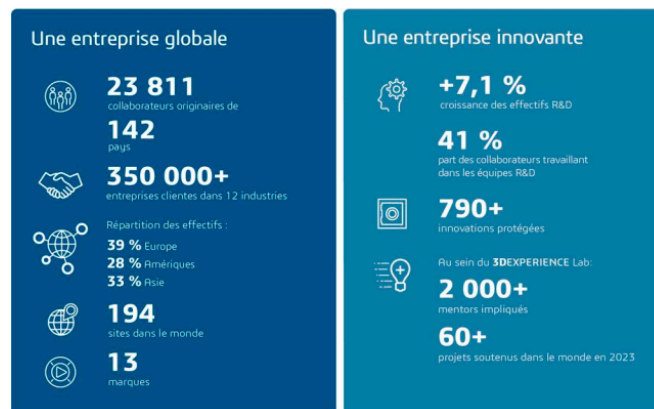


FIGURE 2 – Chiffres clés de Dassault Systèmes pour l'année 2023 [2]

Dassault Systèmes a dévoilé en 2020 son projet de créer un jumeau virtuel du corps humain (Figure 1). Cette initiative combine le réel et le virtuel, intégrant la modélisation, la simulation et l'analyse des

données. Elle fait appel aux biosciences, aux sciences des matériaux et aux sciences de l'information pour transformer les données de différents organes du corps humain en un modèle virtuel configurable et simulable. Les projets « Living Heart », « Living Brain » et « TwinOnco » ouvrent de nouvelles perspectives pour la cardiologie, la neurologie et l'oncologie. Ces jumeaux numériques vont permettre aux professionnels de l'industrie, aux chercheurs, aux médecins et même aux patients de visualiser, tester, comprendre et prédire l'évolution de certaines pathologies ou encore la réussite d'une intervention. Il sera par exemple être possible d'anticiper l'impact d'un médicament sur une maladie ou les résultats d'une opération chirurgicale avant même que le patient ne commence son traitement.

1.2 Présentation de l'équipe

Ce stage s'est déroulé au sein du département *Science and Corporate Research de Dassault Systèmes*. Ce département est divisé en deux équipes : *Virtual Twin Technologies* et *Virtual Twin of Human*. La première est dédiée à l'étude des technologies inhérentes au futur des lignes de production et à l'automatisation collaborative par des robots. La seconde réalise des recherches dans le domaine de l'humain et la santé.

L'équipe Neuro Twin fait partie de cette deuxième équipe et est dirigée par Nicolas Gazères. Elle est constitué de 4 membres permanents, d'un apprenti et de trois stagiaires. Les activités de l'équipe s'articulent autour de la neurologie clinique, notamment autour des pathologies neurologiques et tend également à développer une expertise dans le domaine de la recherche en neurosciences cognitives.

Ce stage a été officiellement encadré par Jianghao Liu, récemment devenu docteur suite à une thèse en partenariat entre Dassault Systèmes et l'ICM (Institut du Cerveau et de la Moelle Épinière, Paris Brain Institute). Ces travaux de recherche ont porté sur l'étude de la base cérébrale du processus d'imagerie mentale, ainsi que sur l'étude de la variabilité individuelle dans la capacité à imaginer.

1.3 Objectifs du stage

Ce stage proposait de s'appuyer sur l'électroencéphalographie (EEG) afin de décoder les signaux cérébraux émis par un humain lorsqu'il réalise des tâches cognitives de complexité croissante. Les missions du stage, telles que définies initialement, étaient les suivantes :

- Réaliser une étude de marché des différents casque EEG du commerce
- Participer à la conception d'un protocole d'expérimentation en neurosciences cognitives
- Mettre en place l'expérimentation prévue
- Réaliser la collecte des données expérimentales et leur analyse

Avec ce stage, Dassault Systèmes s'est lancé dans une démarche exploratoire afin de monter en compétence dans la collecte et l'analyse des données EEG. En effet, depuis quelques années, Dassault Système se diversifie vers l'analyse de données cliniques en cardiologie, neurologie et cancérologie.

Du fait du caractère novateur de ce projet, certaines difficultés d'ordre juridique et de protection des données ont été rencontrées, conduisant à un changement des missions initiales du stage. Effectivement, il n'a pas été possible d'avoir accès au logiciel d'acquisition des données du casque EEG pour acquérir les données issues de nos propres expériences. Le développement de protocoles d'expérimentation fonctionnels en neurosciences cognitives et la collecte de données ont donc été largement compromis. La majorité du stage s'est donc concentré sur la partie analyse qui a été faite à partir de bases de données publiques.

Les différentes missions effectivement réalisées tout au long de ce stage seront présentées tout au long de ce rapport. Elles sont découpées en quatre parties schématisées dans la figure 3.



FIGURE 3 – Schématisation des différentes missions du stage

1.4 Brève présentation de l'électroencéphalographie

Ce stage s'est articulé autour d'une méthode d'exploration cérébrale, l'électroencéphalographie, communément appelé EEG. Il s'agit d'une des techniques d'imagerie cérébrale les plus versatiles et une des plus accessibles pour entreprendre la mise en place de protocoles d'expérimentation cognitive.

L'EEG mesure l'activité électrique du cerveau à l'aide d'électrodes placées sur le crâne du patient. Cette technique mesure la façon dont les différents neurones du réseau cérébral communiquent via des impulsions électriques. L'EEG fournit de nombreuses informations à propos des états mentaux, des pensées et des caractéristiques de certaines maladies et est aujourd'hui utilisé dans de nombreux domaines tels les interfaces hommes-machine (Brain Computer Interface) qui ont notamment pour objectif d'aider les personnes avec divers handicaps moteurs. L'EEG est également utilisé dans la recherche en neurosciences et les applications cliniques pour comprendre le fonctionnement du cerveau, diagnostiquer et prédire l'évolution de certaines pathologies. Depuis quelques années, l'EEG est également utilisé pour des applications de neuromarketing, de biométrie ou pour des applications de sport et de méditation (Figure 4).

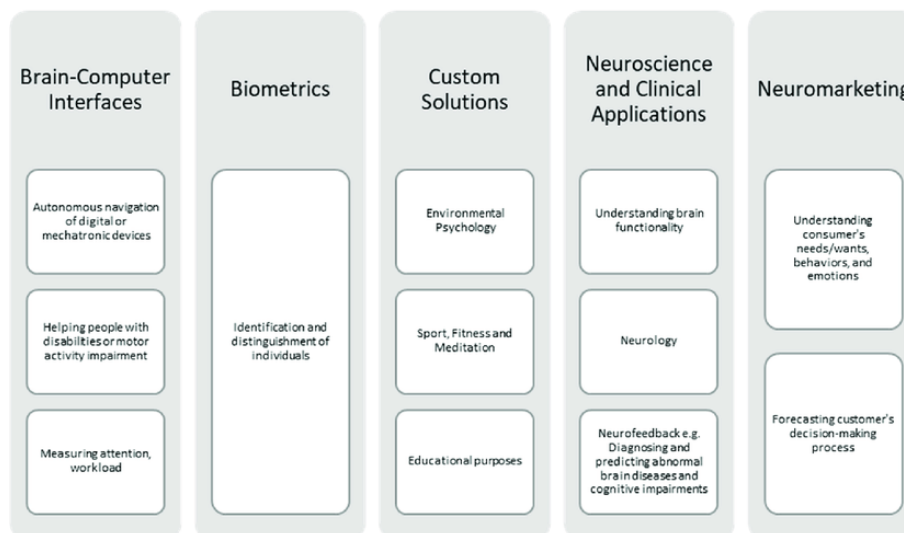


FIGURE 4 – Aperçu des applications de l'EEG [3]

Il est intéressant de s'interroger sur les avantages et les limitations de cette technique afin de mieux la comprendre.

L'EEG est une technique populaire pour étudier les processus cognitifs et cela pour plusieurs raisons. Effectivement, l'EEG possède une très bonne résolution temporelle, de l'ordre de la milliseconde, en comparaison avec d'autres techniques d'imagerie cérébrale telles que l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) qui a une résolution temporelle de l'ordre de la seconde (Figure 5). L'EEG est également moins coûteuse que d'autres techniques d'imagerie cérébrale, est une méthode non-invasive et portable ce qui permet une collecte de données dans des environnements réels.

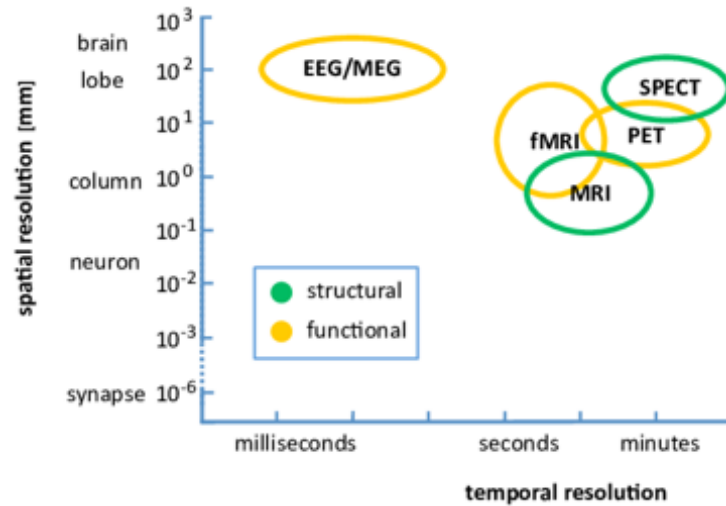


FIGURE 5 – Comparaison entre résolution spatiale et temporelle pour différentes techniques d'imagerie cérébrale [4]

Comme toute technique, l'EEG a également des limitations et notamment une pauvre résolution spatiale, de l'ordre de 5 à 10 mm. En effet, le signal représente la moyenne de milliers de neurones puisqu'une large population de neurones en synchronisation est nécessaire pour qu'un signal soit capté par les électrodes (Figure 5). Enfin, le signal électrique capté présente de nombreux biais puisqu'il dépend d'une population de neurones spécifique orientée dans une certaine direction pour que le signal soit capté par les électrodes placées à la surface du cuir chevelu. L'EEG a en effet une préférence pour les neurones ayant des dendrites parallèles, perpendiculaires aux électrodes et qui transmettent le courant dans la même direction et au même moment. Cette population de neurones est appelée neurones pyramidaux.

Au tout début de ce stage et afin de me familiariser avec le sujet, il m'a été demandé de réaliser un document confidentiel de référence décrivant différentes caractéristiques de l'EEG. Ce document présente plusieurs parties :

- Une introduction générale à l'EEG
- La collecte des signaux EEG
- L'analyse de ces signaux
- Un inventaire des signaux liés à certains stimuli très étudiés en EEG
- Un inventaire des principaux logiciels d'analyse des données EEG
- Les caractéristiques et les artefacts les plus connus des données EEG
- Les logiciels pour la présentation de stimuli pour la conception de protocole d'expérimentation

2 Présentation des missions du stage

Comme cela a été décrit précédemment (Figure 3), les missions de ce stage peuvent être découpées en quatre grandes parties entrant toutes dans une perspective de mise en place d'une activité d'acquisition et d'analyse des signaux EEG. Cette activité étant nouvelle chez Dassault Systèmes, ce sujet de stage était assez exploratoire et entrainé dans le contexte d'une étude d'avant-projet. Chacune des parties suivantes vont donc s'attacher à décrire en détail les différentes missions réalisées.

2.1 Choix d'un dispositif EEG

2.1.1 Aspects réglementaires pour l'acquisition des données EEG

Au cours de ce stage, nous avons rencontré des difficultés d'ordre juridique et informatique avec le dispositif EEG déjà possédé par Dassault Systèmes ce qui a conduit à une modification du sujet original du stage.

Effectivement, il y a quelques années, l'entreprise a acquis deux dispositifs EPOC+ de la marque Emotiv (Figure 6) afin de développer son activité dans le domaine des BCI (Interfaces cerveau-machine) et qui devaient servir de base matérielle pour ce stage.

Le dispositif EPOC+ est un casque EEG sans fil, conçu pour capturer des données EEG avec une qualité proche de celle de la recherche. Il dispose de 14 canaux, basés sur le système international 10-20, permettant une détection de l'activité électrique à la surface du cerveau. Le casque est équipé d'un bandeau rotatif et utilise la technologie Bluetooth 5.0 pour une transmission de données en temps réel. De plus, il est doté d'un capteur de mouvement à 9 axes qui détecte avec précision les mouvements de la tête. Il s'agit d'un dispositif grand public peu coûteux. L'entreprise Emotiv a en effet fait le choix de vendre le matériel et le logiciel du dispositif séparément et d'envoyer par défaut les enregistrements EEG dans leur cloud. Cela pose des problèmes de transmission de données personnelles et de données de santé, d'autant plus qu'Emotiv n'est pas une entreprise européenne.

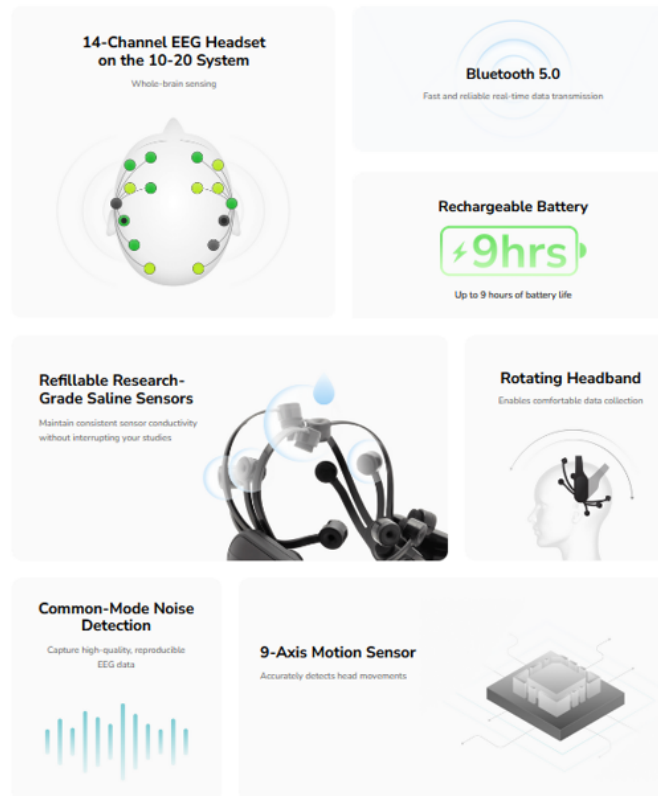


FIGURE 6 – Caractéristiques du casque Epoc+ d’Emotiv [5]

Lors de la première utilisation de ce dispositif au sein de Dassault Systèmes, en 2018, le RGPD (Règlement Général sur la Protection des Données) voyait seulement le jour et la problématique de protection des données n’était pas aussi présente qu’actuellement. Effectivement le RGPD est un règlement européen, entré en application le 25 mai 2018, qui encadre le traitement des données personnelles sur le territoire de l’Union européenne. Il s’adresse à toute organisation, publique ou privée, qui traite des données personnelles pour son compte ou non, et qui doit respecter des règles de confidentialité et de sécurité. Le RGPD a pour objectif de protéger les individus contre une utilisation abusive de leurs données personnelles et permet de leur donner plus de contrôle sur leurs informations.

Au vu de ces changements réglementaires et de l’attention croissante portée à la protection des données, depuis peu, la politique d’acquisition des logiciels s’est durcie chez Dassault Systèmes et il faut à présent passer une étape de validation juridique et informatique avant de pouvoir acquérir un logiciel. Comme expliqué plus haut, l’entreprise Emotiv vend le matériel et le logiciel du dispositif EEG séparément et il est donc nécessaire d’avoir une licence logicielle valide pour pouvoir récupérer les données brutes de l’enregistrement EEG. Le fonctionnement normal du logiciel fait que les données sont envoyées dans le cloud.

Emotiv étant une entreprise américaine, la réglementation sur la protection des données n’est pas exactement la même qu’en Europe et il est nécessaire de sécuriser tout transfert de données. Les données concernent ici les enregistrements EEG, qui sont des données de santé et potentiellement les informations personnelles entrées lors de la création d’un compte ou lors du passage d’une expérience de neurosciences cognitives. Une possibilité de garder uniquement les données sur l’ordinateur local chez Dassault Systèmes, et qualifiée d’opt-out, est disponible d’après la documentation fournie par Emotiv. Cependant, les

modalités de cet opt-out ne sont pas clairement décrites ni dans la documentation, ni dans les différents documents juridiques fournis par l'entreprise, à savoir : Privacy Policy [6], Terms of Use [7] ou EULA (End User License Agreement) [8]. De plus pour le cas d'usage envisagé dans le cadre de ce stage, les différents échanges avec l'entreprise Emotiv nous ont appris que cette option d'opt-out n'est pas supportée par l'API Cortex, qui peut être vue comme le portail permettant au casque et à des logiciels externes de communiquer. Cette communication est notamment nécessaire lors de l'utilisation de PsychoPy, qui sera décrite plus en détail dans la section suivante. Effectivement, lors de la conception d'un protocole d'expérimentation cognitif, il est très souvent nécessaire d'envoyer des marqueurs, synchronisés avec l'expérimentation. Dans le cas d'une expérience de mesure d'activité EEG, en réponse à la présentation d'une forme géométrique par exemple, il est nécessaire de savoir avec précision, quand telle ou telle forme a été affichée à l'écran afin de pouvoir analyser les signaux EEG en conséquence et obtenir une synchronisation entre les signaux cérébraux et les stimuli.

Plusieurs réunions internes à Dassault Systèmes ont eu lieu dans les premiers mois du stage afin de discuter de ces différents aspects de protection des données. Ces réunions ont notamment réunis la DPO (Data Protection Officer), le département juridique, le département informatique et la recherche. Le but étant d'organiser le travail afin de sécuriser la question du transfert de données et contractualiser la possibilité d'un opt-out. Nous avons donc contacté à plusieurs reprises l'entreprise Emotiv afin de mettre en place un accord contractuel entre les deux parties et afin d'obtenir plus d'informations sur la manière dont l'entreprise envoie ses données dans le cloud. Il s'est avéré difficile de contacter Emotiv et nous avons mis plus d'un mois après l'envoi de notre mail de demande pour obtenir une première réunion avec une personne du support. De plus, malgré de nombreuses relances pendant les deux premiers mois du stage afin d'obtenir plus d'infos sur le opt-out, l'obtention de réponses de la part du support d'Emotiv avait toujours un délai de plusieurs semaines et nécessitait plusieurs relances. Lors de l'écriture de ce rapport, le 10 juin 2024, aucun contrat n'a pu être signé entre les deux parties et aucun accord n'a été trouvé pour nous permettre d'utiliser le casque Emotiv avec les contraintes des deux parties. Je n'ai donc pas pu avoir accès au logiciel d'acquisition des données EEG étant donné qu'il n'a pas été validé par les départements juridiques et informatique. Cela a en partie retardé l'avancée de ce stage et a surtout nécessité des changements des missions originalement définies.

En plus de cette problématique de protection des données, nous avons été confrontés à une autre problématique concernant la vulnérabilité des collaborateurs et le recueil de leurs données de santé. Effectivement, les employés de Dassault Systèmes étant engagés par un contrat auprès de l'entreprise, ils ne sont pas considérés comme ayant un consentement libre et éclairé. En effet, il s'agit d'un lien de subordination. Un document contractuel aurait donc dû être rédigé avec l'équipe des Ressources Humaines (RH) pour informer les participants aux expérimentations de leurs droits et de la manière dont leurs données allaient être utilisées. Pour protéger les collaborateurs d'un point de vue RGPD, il était également envisagé de réaliser une MR-004. Effectivement, la MR-004 est une méthodologie de référence publiée par la CNIL (Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés) en France. Elle encadre les traitements de données à caractère personnel à des fins d'étude, d'évaluation ou de recherche n'impliquant pas la personne humaine. Au niveau des données personnelles concernées, seuls les données pertinentes, adéquates et limitées à ce qui est nécessaire au regard des finalités pour lesquelles elles sont traitées, peuvent être collectées. De plus, la nécessité de leur traitement doit être justifié scientifiquement dans le protocole de recherche [9].

Cependant du fait des difficultés rencontrées avec l'entreprise Emotiv, cette partie contractuelle n'a pas pu être réalisée.

2.1.2 Étude de l'offre de marché

Au début de ce stage, une étude de l'offre de marché des dispositifs EEG a été entreprise. Il existe en effet de très nombreux casques EEG sur le marché qui peuvent être découpés en trois catégories : les dispositifs cliniques à destination principalement des professionnels de santé, les dispositifs grand public et les dispositifs à destination de la recherche. Il existe de nombreuses caractéristiques techniques et logicielles qui diffèrent entre ces modèles, même au sein d'une même catégorie. Plusieurs critères doivent être pris en considération lors du choix d'un EEG parmi lesquels [3, 10, 11] :

- Les caractéristiques de l'amplificateur (fréquence d'échantillonnage, bande passante, résolution...)
- Le type d'électrodes (humides, hybrides, sèches)
- Le temps de mise en place du dispositif
- La qualité du signal et sa stabilité qui peuvent notamment être dues au type d'électrodes (active ou passive), à l'impédance d'entrée autorisée, à la bande passante et à la fréquence d'échantillonnage
- Les différentes tailles de casques proposées
- La durée d'autonomie de la batterie pour un dispositif portable
- La sensibilité aux différents artefacts
- Le prix (qui n'est cependant pas souvent communiqué publiquement)
- Les API et logiciels proposés avec la solution
- Les certifications CE ou FDA

Lors de cette analyse de l'offre de marché, 80 dispositifs EEG ont été recensés en se basant sur plusieurs articles de recherches [3, 10, 11] et sur des recherches web classiques. Les différents modèles identifiés sont répartis comme suit, 33 EEG cliniques, 9 EEG grand public et 38 EEG de recherche. Pour chaque dispositif, un tableau décrivant ses principales caractéristiques a été réalisé (Figure 7).

SynAmps RT Amplifier			WEARABLE sensing NeuSen W		
Generalities	Description	SynAmps RT is the one of the latest EEG, EEP and EP amplifier from Compumedics Neuroscan. Using the most current technology, the RT builds on the quality of the past SynAmps series of amplifiers and extends the specifications beyond anything that has come before. The SynAmps RT system has 64 channels for medical certification and FDA approval. The same amplifier that is used in standard recording environments can also be used to record EEG data in the MRI by interfacing to the Micro MagLink RT system.	Generalities	Description	The NeuSen W is a new generation of wireless EEG equipment developed by Neurotec. The NeuSen W has research-grade signal quality, excellent portability, signal stability, and shielding. At the same time, it is equipped with a nine-axis motion sensor, that can be utilized for automatic motion artifact reduction.
Price / Country	- / Australia		Price / Country	- / USA	
Website	https://compumedicsneuroscan.com/product/synamps-rt-64-channel-erp-ep-amplifier/		Website	https://www.wearable-sensing.com/neusen/	
Use	Clinical, neuro-diagnostic, research		Use	Research, Neurofeedback, Neuromarketing, Brain Computer Interface, Neuroergonomics	
Cap	Info	Neoborn, Infant, Child, Small, Medium, Large, XL, Large SynAmps RT can be used with the QuikCap (several options available)	Cap	Size	3 sizes - Small (50 - 64 cm) / Medium (64 - 68 cm) - Large (68 - 72 cm) Customizable Caps Available
EEG channels	Number	64 (16 channels in total) - 128 (140 channels in total) - 256 (280 channels in total)	EEG channels	Number	Four configurations: 8, 16, 32, 64 channel
	Sensors materials	Self-electrode gel reservoirs or saline solutions - Ag/AgCl - Inerted		Sensors materials	Wet electrodes
	Available data			Available data	All NeuSenW systems include free, unlimited licenses of Recorder, the data acquisition software which can record raw data, in .edf file formats. Raw Data available - CSV and EDF
EEG signals	Sampling rate	20 000 Hz	EEG signals	Sampling rate	130 to 100 kHz
	Resolution	24-bit		Resolution	24-bit
	Bandwidth	DC to 3000 Hz		Bandwidth	DC to 40Hz
	Noise	Active Noise Cancellation - $0.3 \mu V$ (DC mode)		Noise	Input Noise - <math><0.5 \mu V</math>/ms
	Sensitivity	14 nV (DC mode), 3 nV (AC mode)		Other sensors	Info
	Input impedance	110 G Ohm		Info	NeuSenW has built in motion artifact reduction algorithms utilizing a 9-axis motion sensor and real-time signal processing. Can be customized to include ECG sensors integrated on the cap, enabling the automatic synchronization of sensors including ECG, EMG, HEOG, and VEOG.
Other sensors	Info	Several integrated bipolar leads for vertical and horizontal EOG (VEOG, HEOG), ECG and EMG - Analog inputs		Connectivity	Info
Connectivity	Info	USB		Info	Data is transmitted via 5GHz WiFi. Wireless Range - 10 m
Power	Info	Isolation Transformer		Power	Info
Software	Info	SynAmps RT can be used in conjunction with the CURRY software, providing a complete acquisition and analysis system, or with the ACCESS SDK, allowing user's custom built software to control and acquire data from the system.		Software	Info

(a)

(b)

EMOTIV® Emotiv - EPOC X		
Generalities	Description	EMOTIV's Industry-Leading Wireless EEG Headset
Price		\$915
Website		https://www.emotiv.com/epoc-x/
Use		Research and personal use
Available detectors	Mental Commands	reach - up to 4 pre-trained items per training profile
	Performance metrics	Excitement, Engagement, Relaxation, Interest, Stress, Focus
	Facial Expressions	Bliss, Wink, Lick, Surprise, Frown, Smile, Chew, Laugh, Grimace, Lick
EEG channels	Number	14 channels: AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4 + 2 references: CMS/DRL references or P3/P4 left/right mastoid process alternative
	Sensors materials	Saline soaked felt pads to wet electrodes that require saline water
	Available data	EDF, JSON, CSV with a PRO License
EEG signals	Sampling method	Sequential sampling, single ADC
	Sampling rate	256k samples downsampled to 128 SPS or 256 SPS (user configurable)
	Resolution	LSB = 2.5µV (14-bit mode), 0.127µV (18-bit mode)
	Bandwidth	0.16 - 40Hz, digital notch filters at 50Hz and 60Hz
	Dynamic range (input referred)	840 µV(pp)
Other sensors	Info	IMU part - CM-30940 - Quaternion, normalized, 40 with a 10-bit resolution
Connectivity	Info	They currently use Bluetooth Smart (also known as Bluetooth 4.0 Low Energy) Protocol; support for Bluetooth 5.0 will be available with upcoming software and firmware updates + Proprietary USB receiver, 2.4GHz band + USB to charge headset settings & Extender
Power	Info	Internal Lithium Polymer battery 255mAh - Battery life up to 12 hours using USB receiver, up to 6 hours using Bluetooth Low Energy
Software	Info	EmotivPRO Licence (this is a cost) - SDK (other subscription)

(c)

FIGURE 7 – Exemples de tableaux des caractéristiques de trois dispositifs, un pour chacune des catégories identifiées, (a) Clinique, (b) Recherche et (c) Grand Public

Afin de faciliter la comparaison et éviter de parcourir tous les tableaux pour effectuer le travail de comparaison, un tableau récapitulatif pour chaque catégorie a été réalisé, regroupant les caractéristiques d'intérêt pour chaque dispositif (Figure 8).

COMPANY	PRODUCT NAME	PICTURE	COUNTRY	USE	NUMBER OF CHANNELS	SAMPLE RATE	RESOLUTION	ELECTRODE CONNECTION TYPE	PRICE	COMMUNICATION MODE	INCLUDED SOFTWARE	AVAILABLE DATA	BATTERY LIFE (H)	EXTRA SENSORS (OPTIONAL)	MOTION SENSORS INCLUDED
Interaxon	Muse 2		Canada	Meditation, Use	4	256 Hz	12 bit	Dry electrodes	\$294.98 (Device + one year subscription)	Bluetooth	Muse App (subscription needed) + SDK	Muse file format	10	PPG	Accelerometer, Gyroscope
	Muse S (Gen 2)								\$444.98 (Device + one year subscription)						
EMOTIV	EPOC X		Australia	Research and personal use	14	128 or 256 Hz	16 bit	Wet (Saline)	\$999.0 + \$1,068 Annual subscription to software	Bluetooth	EmotivPRO Licence (has a cost) + SDK (other subscription) Works with cloud	EDF, JSON, CSV with a PRO License	12	-	9 axis motion sensors : Accelerometer, Gyroscope, Magnetometer
	Insight			Neuromarketing, BCI, Games	5	128 Hz		Semi dry polymer	\$499.00 (without Licence) and \$1,567.00 (with 1 year licence)						
Advanced Brain Monitoring	B-Alert X-Series		USA	Research, BCI, Neuromarketing	9 or 20	256 Hz	16 bit	AgCl sensors (Adhesive Electrodes)	-	Bluetooth	Acquisition software B-AlertLive LabX with full SDK file	EDF	8	ECG, EOG, EMG possible	Accelerometer
NeuroSky	MindWave Mobile 2		USA	Games, Education, Wellness	2	512 Hz	12 bit	Dry	\$129.99 for headset + \$499.99 for research tools	Bluetooth		The Research Tools includes NeuroView and NeuroSkyLab (cost)	8	ECG	-
g.Tec	Unicom Brain Interface		Austria	Research, Education, Neuromarketing, Game development	8	250 Hz	24 bit	Hybrid electrodes for wet and dry measurements	From 1 080€ to 18 000€	Radio signal	Unicom Recorder, Unicom Bandpower, Unicom C API and Unicom .Net API	EDF/GDF	3	-	Accelerometer 3 axis and Gyroscope 3 axis
imec	imec products		Belgium	Research, Neuromarketing, Education	8	Up to 1024Hz	12 bit	Dry	-	Bluetooth	GUI - Qt-based, MS & Android	HDF5 format	8	-	Acceleration and orientation
Neurocity	Crown		USA	Focus, meditation	8	256 Hz	24 bit	Dry	\$1190	Bluetooth	App on the phone and API	EDF, JSON, CSV and TXT	-	2 Haptic motors, Near-field communication	Motion-detecting accelerometer

FIGURE 8 – Tableau récapitulatif des dispositifs EEG grand public

Un graphique de comparaison a ensuite été proposé afin de faciliter la comparaison entre les différents dispositifs d'une même catégorie. Cette comparaison et le choix de critères pertinents est difficile étant donné que la plupart des distributeurs ne fournissent pas de prix sur leur site internet. Compte tenu du grand nombre de dispositifs comparés, et dans la mesure où l'étude de l'offre de marché n'était pas le sujet principal du stage, il n'était pas envisageable de contacter tous les fournisseurs pour obtenir les prix. Il était donc nécessaire de trouver d'autres critères pertinents pour réaliser une comparaison des dispositifs EEG. Ces critères doivent nécessairement être basés sur des informations présentes pour une majorité de dispositifs pour être pertinents. Afin de réaliser cette comparaison, deux critères entre 0 et 1 ont été proposés.

Le premier qui a été proposé peut être assimilé à un critère de performance du dispositif. La formule pour le calculer est la suivante :

$$Performance = \frac{1}{3} * \frac{e}{e_{max}} + \frac{1}{3} * \frac{f}{f_{max}} + \frac{1}{3} * \frac{r}{r_{max}}$$

- e : Nombre de voies (électrodes)
- e_{max} : Nombre de voies maximal pour la catégorie
- f : Fréquence d'échantillonnage
- f_{max} : Fréquence d'échantillonnage maximale pour la catégorie
- r : Résolution (bit)
- r_{max} : Résolution maximale pour la catégorie

Le deuxième critère proposé est lié au(x) logiciel(s). Ce score est composé de 3 items et est noté sur 4 points :

- La catégorie du logiciel d'acquisition ou d'analyse : 2 points si le logiciel est open-source, 1 point s'il est inclus lors de l'achat du dispositif, et 0 points si une souscription est nécessaire (par exemple devoir payer chaque année pour avoir accès au logiciel).
- Le format des données. Celui-ci est-il propriétaire (1 point si Non, 0 point dans le cas contraire) ?
- La présence d'une API (Application Programming Interface) ou d'un SDK (Software Development Kit) : 0 point si Non, 1 point dans le cas contraire.

Ces critères ont été choisis car il s'agit des informations les plus souvent communiquées par les distributeurs et permettant de se rendre compte de la flexibilité et de la facilité d'usage sur le long terme de la solution.

Cette comparaison et les critères précédemment présentés ne sont que des propositions parmi d'autres possibilités. Afin de choisir un modèle, plus de recherches et des comparaisons plus approfondies sont nécessaires entre les modèles sélectionnés. Cependant, ces critères peuvent servir de bases à une première comparaison et à l'identification d'un modèle pertinent compte tenu des activités envisagées.

Ce travail a été réalisé pour les trois catégories de dispositifs EEG précédemment décrits mais seul l'exemple des dispositifs grand public est présenté dans ce rapport (Figure 9).

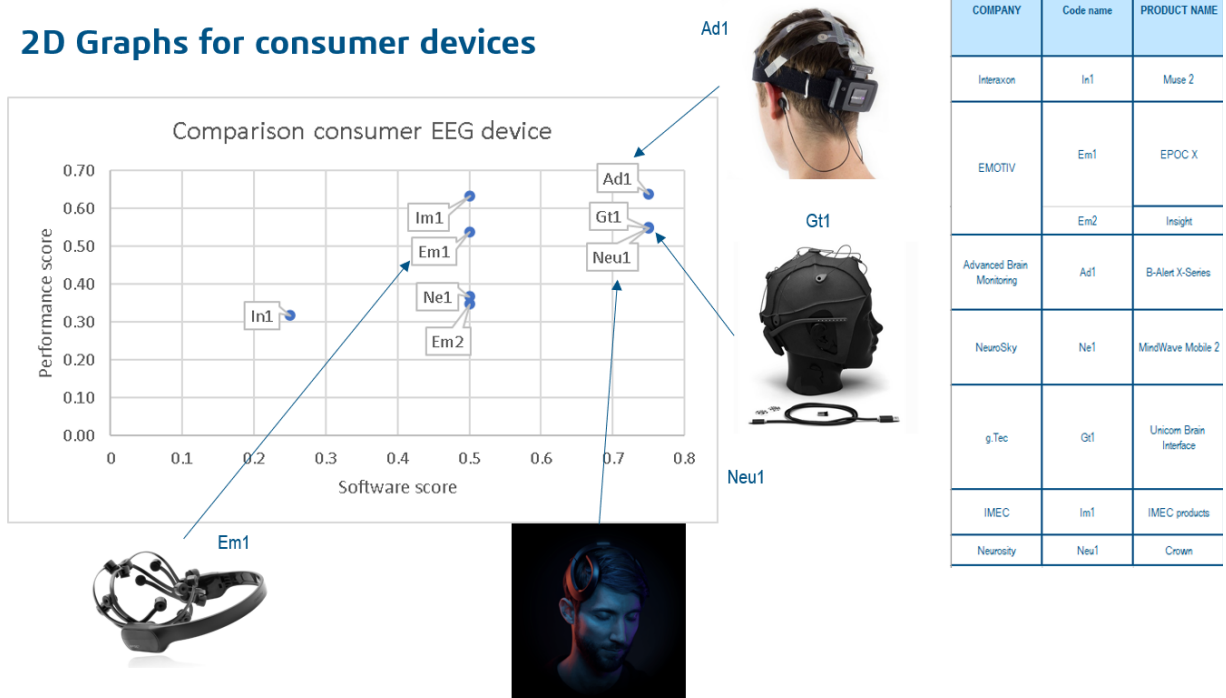


FIGURE 9 – Graphique comparatif des modèles EEG grand public

Comme explicité plus haut, la plupart des fournisseurs ne donnent pas le prix de leurs dispositifs directement et il est nécessaire de les contacter et d’organiser une réunion avec eux afin d’obtenir un devis. Dans le cadre de ce stage, plusieurs réunions d’environ une heure ont été organisées avec plusieurs des fournisseurs identifiés par l’analyse de l’offre de marché afin d’obtenir un devis. Étant donné que cette activité est nouvelle pour Dassault Systèmes, ces échanges étaient particulièrement enrichissants concernant l’obtention de conseils pour mettre au point une activité EEG au plus proche des attentes et des besoins de Dassault Systèmes. Lors de ces prises de contact, nous avons ciblé des dispositifs EEG avec un nombre d’électrode compris entre 20 et 32. L’objectif de Dassault Systèmes étant de mettre en place une activité EEG et de réaliser des expériences simples, il n’était pas nécessaire de souhaiter acquérir un modèle avec une grande densité d’électrodes. L’objectif était d’avoir à disposition un modèle de recherche relativement basique avec des caractéristiques typiques en terme de fréquence d’échantillonnage (autour de 500 Hz), de résolution (24 bit) et un logiciel permettant facilement l’analyse des données avec un langage de programmation tel que Python ou Matlab. Pour 4 des modèles étudiés, les prix étaient compris entre 19 000€ et près de 30 000€ (TVA comprise). Dans le cas du seul modèle haute densité inclus dans cette étude, à titre de comparaison, le prix monte à plus de 80 000€ (sans la TVA).

A l’issue de ce travail de prise de contact, un tableau comparatif des modèles avec les prix et les caractéristiques des dispositifs d’intérêt a été réalisé pour ensuite le présenter à la hiérarchie. Ce travail était pertinent compte tenu des difficultés rencontrées avec le dispositif grand public déjà possédé par Dassault Systèmes comme cela a déjà été décrit plus haut dans ce rapport. Cependant, l’achat d’un dispositif d’une valeur minimale de 19 000€, et n’étant pas inclus dans le budget de l’année en cours, n’a pas pu être concrétisé.

2.2 Conception d'un protocole d'expérimentation en neurosciences cognitives

2.2.1 Proposition d'un protocole d'expérimentation

2.2.1.1 Description des ressources et réflexions à propos du sujet

À l'origine, le stage avait notamment pour orientation la conception d'un protocole d'expérimentation en neurosciences cognitives. Suite à une analyse des différents logiciels possibles, lors de la réalisation d'un référentiel interne à Dassault Systèmes au tout début du stage, PsychoPy a été sélectionné. Le choix de PsychoPy a également été influencé par la possibilité d'interfacer facilement le dispositif Epc+ d'Emotiv avec ce logiciel pour le lancement de l'enregistrement et l'envoi de marqueurs d'évènements.

PsychoPy est un logiciel open source écrit en Python, principalement utilisé pour la recherche en neurosciences et en psychologie expérimentale. Développé initialement comme une bibliothèque Python, puis comme une application avec une interface graphique, il supporte maintenant également le JavaScript pour réaliser des études en ligne et sur des appareils mobiles. Contrairement à la plupart des autres logiciels, PsychoPy offre aux utilisateurs une interface graphique. Ainsi, il est possible de créer des protocoles soit en écrivant des scripts Python, soit en utilisant une interface graphique qui génère un script pour eux, soit en combinant les deux méthodes.

Étant donné qu'il s'agit de la première mise en place d'une activité EEG au sein de Dassault Systèmes, ce protocole avait pour but d'essayer de reproduire des expériences connues afin de vérifier la qualité du matériel et notre capacité à designer un protocole d'expérience cognitif adéquat. L'objectif était également d'explorer certains sujets d'intérêt pour l'entreprise, à savoir la géométrie (Dassault Système était une entreprise de CAO) et l'imagerie mentale (en lien avec la thèse de Jianghao Liu). Ainsi, nous avons tenté de créer un protocole réunissant toutes ces caractéristiques. Ce protocole a donc deux types de stimuli, les géométries et les visages, ainsi que deux modalités, la perception et l'imagerie mentale. Plus d'explications sont données dans la suite de ce rapport.

2.2.1.2 Perception des visages en EEG

Le composant N170 a été introduit pour la première fois en 1996 par Shlomo Bentin et ses collègues de l'Université Hébraïque d'Israël [12]. Il s'agit d'un potentiel évoqué (ERP) largement reconnu comme un marqueur neuronal sensible aux visages (Figure 10). Il atteint généralement son pic environ 170 ms après l'apparition d'un stimulus facial. Les gyri fusiformes moyen et postérieur sont les principales sources neuronales responsables de cet ERP. La région fusiforme des visages (FFA) a également été identifiée [13]. Par conséquent, la réponse est maximale au niveau des sites occipitotemporaux. Il a également été montré que le N170 présente une latéralisation vers l'hémisphère droit. Des recherches récentes montrent que l'ERP N170 est modulé par l'inversion des visages et les expressions émotionnelles. Ainsi, des études ont montré que les visages inversés génèrent un N170 avec des latences plus longues par rapport aux visages en position droite [14, 15]. Même si de nombreuses études sont en cours afin de comprendre quels facteurs modulent les caractéristiques du N170, il s'agit d'un ERP fortement associé à la perception des visages.

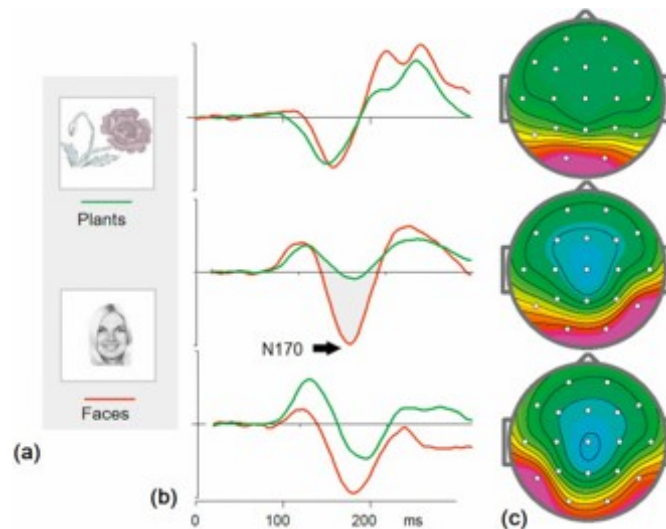


FIGURE 10 – (a) Exemples d'images visuelles présentées à un groupe d'adultes en bonne santé. (b) Courbes temporelles de 3 composants indépendants extraits par ICA d'une collection d'ERP calculés en réponse à des images de plantes et de visages. (c) Topographies des composants indépendants. [12]

L'objectif de l'expérience proposée était de vérifier notre capacité à détecter le potentiel évoqué N170 par l'utilisation du dispositif EEG choisi. Il s'agit donc d'un protocole cognitif simple afin de commencer à manipuler un dispositif EEG et effectuer des analyses basiques. Dans les faits nous n'avons pas pu acquérir de données comme expliqué précédemment, mais, étant donné que les discussions pour obtenir un dispositif EEG capable d'acquérir des données a pris énormément de temps et que l'issue était incertaine, nous avons implémenté le protocole sous PsychoPy.

L'expérience a été conçue en utilisant des photos de 10 célébrités obtenues par une recherche Google des personnalités les plus connues de la population française. Les critères d'inclusion étaient les suivants ; les célébrités devaient regarder directement la caméra, ne pas avoir trop de cheveux sur le front, et afficher un léger sourire sans montrer leurs dents. Ces choix méthodologiques visent à optimiser la spécificité des réponses cérébrales liées aux visages humains dans l'expérience de N170 en EEG en gardant une certaine homogénéité entre les images. Il s'agit de choix qui ont été faits spécifiquement lors de la conception de ce protocole. Effectivement, le fait de regarder directement la caméra facilite la reconnaissance des traits faciaux et permet d'obtenir des réponses N170 plus robustes et cohérentes. Les études montrent que le contact visuel direct capte davantage l'attention et peut influencer l'amplitude du N170, ce qui est essentiel pour mesurer des réponses neuronales précises. Ensuite, la présence de cheveux couvrant partiellement ou totalement le front peut masquer des traits faciaux importants, perturbant ainsi le traitement des visages par le cerveau. Pour éviter des variations inutiles et des interférences dans les réponses N170, il est crucial que les traits faciaux soient bien visibles et clairs. Enfin, un léger sourire est souvent perçu comme une expression neutre ou légèrement positive, ce qui peut aider à standardiser les expressions faciales à travers les différents stimuli. En revanche, montrer les dents peut introduire des variations dans l'expression faciale, ce qui peut affecter le traitement émotionnel des visages et entraîner des variations dans les réponses N170 dont les caractéristiques sont influencées par les émotions [16].

Les célébrités féminines ont été exclues car elles portaient majoritairement du maquillage dans les images ciblées et avaient pour la plupart de longs cheveux masquant leur front. Étant donné que nous avons choisi de présenter un faible nombre d'images pour réaliser une première expérience rapide, il n'était pas intéressant d'introduire ce type de variabilité (maquillage, genre notamment). En effet, le but de cette

première expérience n'était pas de comparer des photos de femmes et d'hommes, mais plutôt de vérifier la validité des résultats obtenus avec le casque et, comme cela sera présenté par la suite, comparer les bases neuronales de la perception et de l'imagerie mentale.

Les visages ont ensuite été transformés afin de respecter les standards courants d'une expérience sur les visages. Effectivement, les visages sont très souvent convertis en niveaux de gris et transformés en une forme ovale, supprimant ainsi les cheveux, le cou et les informations de l'arrière-plan [17, 18]. L'objectif de cette transformation est de se concentrer sur les caractéristiques faciales essentielles sans distractions. En présentant des visages ovales, les chercheurs peuvent ainsi isoler les composants faciaux critiques, tels que les yeux, le nez et la bouche, tout en minimisant les détails non pertinents tels que des variations de coiffures ou de couleur de peau. Dans notre cas, afin d'éviter les biais, les images ont la même dimension (88*1280), la même résolution (600 dpi) et la même taille lors de la présentation par PsychoPy. Une fois le pré-traitement réalisé, un sondage a été conduit afin de sélectionner seulement les 5 célébrités ayant le visage le plus connu (Figure 11).

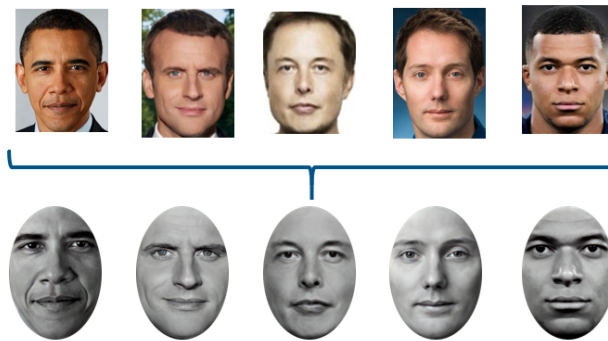


FIGURE 11 – Transformation des visages sélectionnés pour l'expérience

2.2.1.3 Perception des géométries en EEG

L'objectif de cette partie du protocole était d'étudier s'il est possible d'identifier quelle géométrie est perçue seulement à partir des données EEG. En effet, l'un des objectifs des Interfaces Cerveau-Machine (BCI) est de discriminer les signaux EEG générés par des objets. D'après les recherches réalisées pour concevoir ce protocole, l'étude des corps géométriques n'a pas été beaucoup explorée en EEG. Dans ce protocole, le but était de trouver les caractéristiques des signaux EEG de cinq types de corps géométriques, à savoir le triangle, la pyramide, le cube, la sphère, le cylindre et le cône. Des images produites à l'aide du logiciel Thinkercad ont été utilisées en raison de la transparence qui permet de voir clairement les motifs 3D, avec des ombres situées au même endroit, ce qui n'introduit pas plus de variabilité parmi les géométries. Une critique possible est que l'ombre n'est pas strictement nécessaire et qu'elle pourrait introduire un biais. Cependant, elle est commune aux différentes figures ce qui n'introduit pas de variabilité entre les stimuli et donc permet tout de même d'essayer d'identifier, à partir des données EEG, quelle géométrie est perçue par rapport aux autres géométries présentes. Ensuite, elle nous a semblé nécessaire notamment pour la sphère qui autrement aurait pu être confondue avec un cercle. Pour ce protocole, les géométries ont la même orientation, la même couleur et la même couleur de fond, le même nombre de pixel pour la hauteur de l'image (360), la même résolution (600 dpi) et la même hauteur lors de la présentation par PsychoPy.

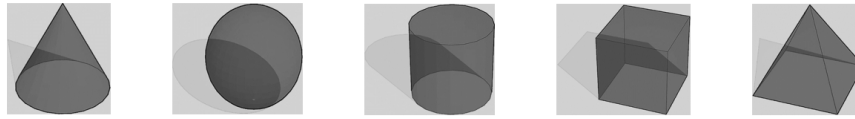


FIGURE 12 – Géométries choisies pour le protocole

2.2.1.4 Introduction de la notion de distracteur

Dans de nombreux protocoles de neurosciences cognitives, l'introduction d'un distracteur aide à maintenir l'attention et l'engagement des participants lors de différentes tâches monotones. Souvent, les distracteurs choisis sont du même type que le stimulus principal, mais légèrement différent. Pour les géométries, un objet 2D a été choisi, à savoir un carré. Pour les visages, un visage inversé a été sélectionné. Chaque fois que les participants voient un distracteur (Figure 13), ils doivent appuyer sur une touche (Espace). Une session d'entraînement est obligatoire afin que les participants se familiarisent avec les stimuli avant de réaliser l'expérience réelle (voir le pipeline global du protocole à la figure 14).



FIGURE 13 – Distracteurs pour maintenir l'attention et l'engagement des participants lors de la tâche de perception

2.2.1.5 La tâche d'imagerie mentale

La tâche de perception pour les visages et les géométries a été présentée dans les paragraphes précédents. L'objectif de ce protocole était d'étudier également l'activité neuronale de l'imagerie mentale de ces mêmes stimuli. Le but de la tâche d'imagerie mentale était de déterminer s'il est possible d'identifier quel type d'objet est imaginé et s'il existe des marqueurs spécifiques de l'imagerie mentale et de la perception dans les signaux EEG. Parmi les stimuli précédents, trois ont été choisis pour chaque catégorie. Les participants ont reçu pour instruction d'imaginer les géométries et les visages aussi précisément que possible. Cette tâche suivant la tâche de perception, les participants étaient donc familiarisés avec les images à imaginer. Pour ne pas introduire de biais de persistance rétinienne lors de la tâche d'imagerie mentale, les images n'étaient pas présentées au participant lors de cette tâche d'imagerie mentale.

Afin de construire des stimuli pour indiquer aux participants quel objet imaginer, des enregistrements audios ont été générés en utilisant TTSMaker (gratuit pour un usage commercial) pour trois géométries et trois visages parmi ceux sélectionnés précédemment. Les fichiers audio ont ensuite été rééchantillonnés à 44,1 kHz pour correspondre aux spécifications standards et à celles de PsychoPy.

2.2.1.6 Aperçu du protocole réalisé

A partir des informations présentées plus haut, une première version du protocole a été réalisée. Ce protocole aurait du être amélioré lors des retours des participant, des résultats des analyse des signaux EEG et par l'identification de biais avérés (possiblement liés au stimulus audio). Cependant, au vu des

difficultés pour acquérir les données, comme expliqué plus haut, le sujet de stage a été modifié en conséquences.

Ce protocole est divisé en 5 étapes (Figure 14) :

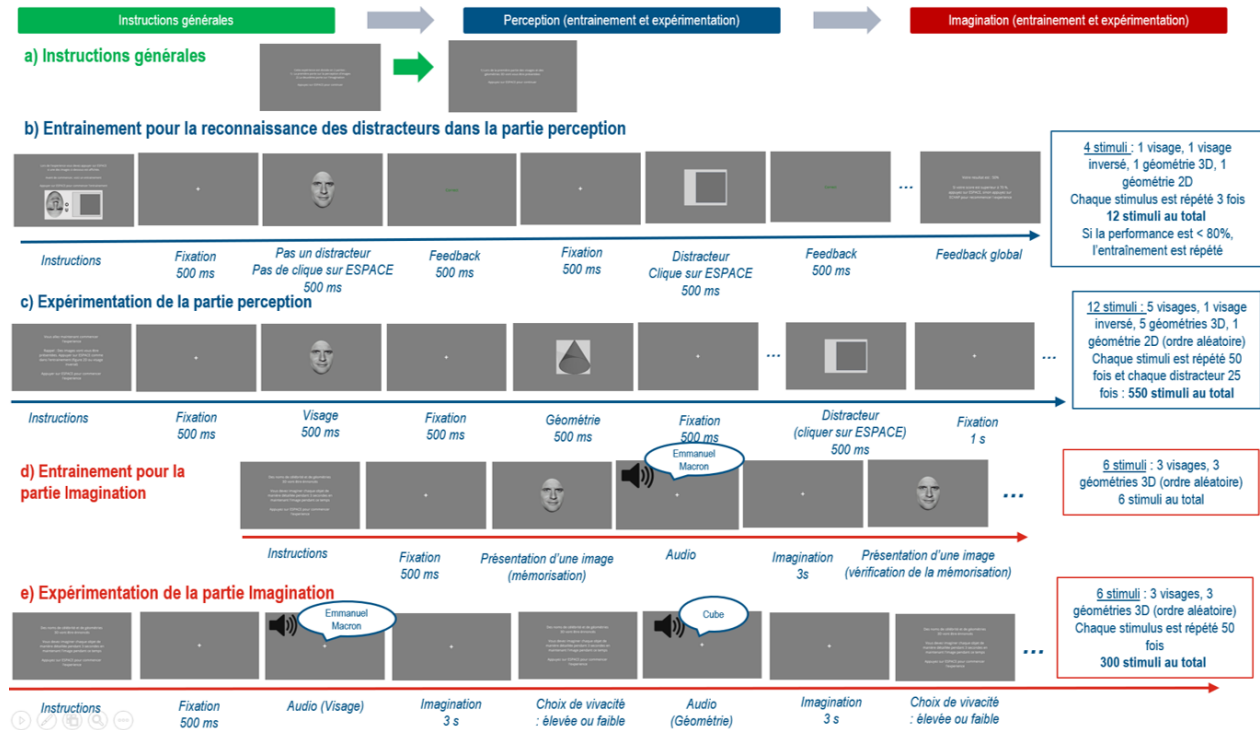


FIGURE 14 – Schéma global du protocole proposé

La première de ces étapes (Partie a de la figure 14) vise à donner par écrit des consignes au participant, pour expliquer les tâches qu'il doit réaliser et la structure de l'expérimentation. Bien souvent les consignes sont expliquées en amont par l'opérateur, mais il est toujours nécessaire de donner une nouvelle fois les consignes au participant, de manière concise. Par exemple, l'organisation de l'expérience, telle que les tâches (perception et imagerie mentale, expérience ou entraînement) et le type d'action à réaliser (cliquer ou non sur une touche du clavier)

La deuxième partie (Partie b de la figure 14) concerne l'entraînement pour la partie perception. Effectivement, comme cela a été explicité précédemment, pour maintenir l'attention des sujets lors de la tâche de perception, des distracteurs sont introduits. Étant donné que l'image apparaît pendant 500 ms, ce qui est très court, il est nécessaire que le sujet se familiarise avec les images nécessitant un comportement spécifique, afin d'appuyer à temps et correctement sur la touche Espace. Cela permettra d'éviter d'exclure les segments de la tâche de perception dans le cas où le participant aurait manqué de rapidité. Dans cette partie, 4 stimuli sont présentés, un visage, le même visage inversé, une géométrie 3D et la même géométrie en 2D. Entre chaque stimuli, une croix blanche, dont l'objectif est la fixation du regard, est affichée afin de maintenir le regard du participant et éviter le plus possible les mouvements oculaires, sources d'artefacts dans les signaux EEG. Chaque stimulus est répété 3 fois et le participant doit appuyer sur Espace dès qu'il voit un des distracteur sur l'écran, autrement il ne doit pas appuyer sur cette touche et simplement regarder l'image à l'écran. Un score de 80% de bonnes réponse (identification d'un distracteur et appui sur Espace ou identification d'un stimuli et pas d'appui sur Espace) est exigé pour passer à la tâche suivante,

autrement, l'entraînement se répète. Cela permet de bien vérifier la compréhension de la tâche avant de passer à l'expérimentation d'intérêt. Effectivement l'appui sur la touche ne fait pas réellement partie du protocole et des questions de recherche, mais vise à vérifier l'attention du participant lors de la tâche relativement passive de perception.

La troisième partie (Partie c de la figure 14) concerne la tâche de perception. Le participant visualise passivement des images, 5 visages et 5 géométries dans un ordre aléatoire et tous les 10 stimuli environ, un des distracteurs est présenté. Il est possible de considérer que le participant était concentré pour les 10 images précédentes le distracteur, s'il a appuyé correctement sur la touche Espace lorsque le distracteur est apparu à l'écran. Chaque stimulus est répété 50 fois et chaque distracteur 25 fois ce qui conduit à la visualisation de 550 images par le participant. Au total, cette partie de l'expérience dure environ 9 minutes.

La quatrième partie (Partie d de la figure 14) concerne l'entraînement pour la tâche d'imagerie mentale. Cette partie permet de s'assurer que le participant a bien en tête les visages ou géométries qu'il devra imaginer par la suite, et que cette représentation est aussi fidèle à l'image cible que possible. L'objectif est d'être certain que le participant imagine l'image d'Emmanuel Macron que l'on souhaite et pas une autre représentation d'Emmanuel Macron. La tâche d'imagerie mentale étant assez longue, seulement 3 images de chaque catégorie ont été conservées. Au cours d'une itération de ce test, le sujet a accès à l'une des images autant de fois qu'il le souhaite pour bien l'avoir en tête. Après que l'image ait été présentée, un audio sur un fond pourvu d'une croix de fixation énonce l'objet à imaginer, celui qui vient d'être présenté, et le sujet a alors 3 secondes pour imaginer l'objet aussi précisément que possible. Enfin, la même image lui est présentée de nouveau afin de comparer ce qui a été imaginé et l'image cible. Chacun des 6 stimuli est présenté une fois.

La dernière partie de l'expérience (Partie e de la figure 14) concerne la tâche d'imagerie mentale. Cette fois les images ne sont plus présentées et chaque stimulus énoncé par audio doit être imaginé pendant 3 secondes. Chaque stimulus est répété 50 fois dans un ordre aléatoire ce qui conduit à 300 stimuli au total. A chaque fois, il est demandé au participant d'indiquer la vivacité de l'objet imaginé. La vivacité décrit la capacité d'une représentation mentale, d'une image ou d'une expérience à être perçue avec une grande clarté et vivacité, souvent de manière frappante ou réaliste. Le patient doit indiquer si, par comparaison avec son imagerie mentale quotidienne, l'objet imaginé avait une haute ou faible vivacité. Cette partie de l'expérience est plus longue et prend environ 17 minutes et 30 secondes. Une amélioration possible aurait pu être l'ajout d'une pause régulière de quelques secondes au sein de la tâche d'imagerie mentale, par exemple toutes les 5 minutes, afin de permettre au participant de se reposer et de rester concentré tout au long de l'expérience. Cependant, du fait des difficultés rencontrées avec le dispositif EEG, les missions du stage ont été réorientées vers des analyses de signaux EEG issus de bases de données publiques plutôt que vers l'amélioration et le développement d'autres expérimentations.

2.2.2 Réflexions sur la conception d'un protocole d'expérimentation

L'exercice de construction d'un protocole en neurosciences cognitives est particulièrement difficile. En effet, les protocoles en neurosciences sont assez peu standardisés et soumis à de nombreux biais. Il s'agit donc d'un processus rigoureux nécessitant une attention particulière aux biais et aux problèmes de conception afin de garantir la validité des résultats. Les biais de sélection de la population étudiée, par exemple, peuvent survenir si les participants sont majoritairement issus d'une même population, comme les étudiants universitaires. Dans ce cas, il s'agit d'une population jeune, éduquée et souvent dans des spécialités d'étude restreintes, ce qui n'est pas nécessairement généralisable à l'ensemble de la population.

Ensuite, l'introduction de bruit dans les mesures représente un défi majeur. Effectivement, l'EEG est extrêmement sensible aux artefacts de mouvement, qui peuvent être induits par des clignements des yeux ou des mouvements de tête. Pour atténuer ces artefacts, les participants doivent être informés de rester aussi immobiles que possible, et des techniques avancées de traitement du signal doivent être employées. Il est donc nécessaire de vérifier cette immobilité et d'en informer le participant. Il est également nécessaire d'éloigner le dispositif d'acquisition des bruits électromagnétiques issus d'autres appareils électroniques.

Les tâches cognitives doivent être conçues de manière à maintenir l'engagement des participants en évitant le plus possible la fatigue ou les effets d'apprentissage. Des tâches trop longues, ou trop répétitives, peuvent entraîner une diminution de l'attention, ce qui se traduit par des variations non spécifiques dans les enregistrements EEG. Par exemple, dans une tâche de vigilance continue, il est crucial de définir des pauses régulières pour prévenir la fatigue cognitive et maintenir une performance constante.

Dans notre cas, la conception d'un protocole en expérimentation cognitive utilisant l'EEG pour étudier la perception et l'imagerie mentale visuelle présente plusieurs défis. En effet il n'existe pas de protocole standardisé et parfaitement accepté par la communauté neuroscientifique. Chaque équipe conçoit son expérience en fonction de son expertise, de sa propre revue de la littérature, des questions de recherche et des biais identifiés. Il n'y a donc pas une façon de faire mais plusieurs possibilités avec pour chacune des avantages et des inconvénients, ce qui rend la conception d'un protocole d'autant plus ardue lorsque l'activité EEG est nouvelle. Par exemple, la couleur du fond sur lequel les stimuli visuels sont présentés peut influencer l'activité cérébrale, car différentes couleurs peuvent avoir des effets distincts sur l'attention et les émotions des participants. La non-homogénéité des images, en termes de contenu, de complexité, ou de contraste, peut également introduire des variations non contrôlées dans les réponses cérébrales, rendant difficile l'interprétation des résultats. Effectivement, si les images présentent une grande diversité de contenus, cela peut activer différentes régions du cerveau. Des images complexes avec beaucoup de détails et de textures peuvent nécessiter plus de ressources cognitives pour être traitées, augmentant ainsi l'activité dans les régions associées à la perception visuelle et à l'attention. De plus, des différences de résolution entre les images peuvent entraîner des biais perceptuels, où les participants pourraient traiter des images de haute résolution différemment de celles de basse résolution, affectant ainsi les enregistrements EEG et donc la réponse aux hypothèses posées par les questions de recherche. Pour toutes ces raisons, il est nécessaire de réfléchir à ces différents paramètres et éviter autant que possible d'introduire des variabilités qui pourraient influencer négativement les résultats et qui ne font pas partie de la question de recherche.

Ensuite, la croix de fixation, utilisée pour maintenir l'attention des participants avant la présentation des stimuli, doit être standardisée en termes de taille, couleur et position, car toute variation peut détourner l'attention et modifier l'activité cérébrale enregistrée. Enfin, l'utilisation d'une consigne audio pour indiquer aux participants d'imaginer un stimulus visuel peut biaiser les enregistrements EEG, car l'audition de la consigne peut elle-même induire des réponses cérébrales qui se superposent à celles de l'imagerie mentale. Pour minimiser ces biais, il est crucial de standardiser tous les aspects des stimuli visuels et auditifs, et d'employer des contrôles rigoureux pour isoler les effets spécifiques de la perception et de l'imagerie mentale sur l'activité cérébrale. Pour la partie imagerie mentale, il est cependant toujours nécessaire d'utiliser un stimuli sensoriel pour initier le processus d'imagerie mentale. Si nous avons pu faire notre propre collecte de données, une des missions de ce stage aurait pu être de vérifier l'influence de plusieurs de ces stimuli ou bien de proposer une autre tâche contrôle avec des sons dépourvus de signification pour ensuite se soustraire le plus possible de la contribution auditive lors de l'analyse de la tâche d'imagerie mentale.

Comme explicité dans cette partie, la conception d'un protocole d'expérimentation en neurosciences cognitives n'est pas triviale et nécessite une grande réflexion en amont, à la fois sur la question de recherche, les moyens d'étudier cette question et les biais introduits, pour tenter de les corriger le mieux possible. Concevoir un protocole prend donc du temps et nécessite d'employer une stratégie d'essai erreur, d'analyse critique des protocoles existants et d'avoir des discussions avec des experts du domaine. Enfin, la répliquabilité des expériences entre différents laboratoires de recherche pose plusieurs défis du fait de la variabilité des équipements et technologies, des participants recrutés et de l'environnement des protocoles. Ainsi, des variations subtiles dans les instructions données aux participants, le timing des stimuli, ou la méthode de réponse peuvent introduire des différences significatives dans les résultats qui ne sont pas nécessairement liés aux questions de recherche.

2.3 Réalisation d'une recherche en neurosciences cognitives : comparaison entre perception et imagerie mentale

Lors de ce stage, il n'a pas été possible d'avoir accès à un casque pour acquérir par nous-mêmes l'activité EEG déclenchée par notre propre protocole. Pour faire les analyses, il a donc été nécessaire d'avoir accès à une base de données publique de signaux EEG provenant d'un protocole également conçu pour l'étude des différences et similarités entre perception et imagerie mentale de stimuli visuels.

2.3.1 Introduction à la base de données

Depuis quelques années, la littérature scientifique a démontré que l'imagerie mentale et la perception de contenus visuels recrutent des circuits cérébraux similaires [19, 20], avec des dynamiques neuronales proches [21]. Cependant, les dynamiques exactes des mécanismes neuronaux médiateurs de cette similitude, ainsi que leur nature restent moins bien compris. Il s'agit donc d'un domaine de recherche important et d'actualité. Dans cette étude, il s'agit donc d'explorer via l'analyse de signaux EEG la nature et les mécanismes de la perception et de l'imagerie mentale.

La visualisation, qu'elle soit perçue ou imaginée, s'appuie sur les propriétés visuelles telles que la couleur, la forme, l'orientation, la taille, le contraste, la luminance, la localisation des différents objets dans l'espace, le mouvement et la texture. Ces propriétés peuvent être expérimentées via la perception visuelle ou l'imagerie mentale.

La perception visuelle consiste à recevoir via les yeux, puis à interpréter l'information visuelle dans l'environnement. Elle est également influencée par les croyances et les expériences passées [22]. Par exemple, selon les cultures, les couleurs peuvent avoir des significations différentes, influençant ainsi la réception et l'interprétation des stimuli visuels. Par exemple, le blanc est souvent associé à la pureté et au mariage dans les cultures occidentales, tandis qu'il est associé au deuil dans certaines cultures asiatiques.

L'imagerie visuelle est la capacité d'évoquer mentalement l'apparence des choses en leur absence et est considérée comme une expérience visuelle consciente. Il existe une grande variation dans la façon dont les différentes personnes expérimentent l'imagerie visuelle. Ainsi, il s'agit d'une expérience qui diffère non seulement d'une personne à l'autre, mais aussi pour une même personne au fil du temps, ce qui rend l'analyse des signaux EEG d'autant plus compliquée [22].

Afin d'étudier ces mécanismes, Xie et al. [23], de l'Université Libre de Berlin, ont mis en place un protocole visant à comparer les mécanismes de perception et d'imagerie mentale de 12 objets. En utilisant l'analyse multivariée de motifs (MVPA) sur des données EEG, ils ont comparé les contributions temps-

fréquences sur plusieurs bandes de fréquences entre l'imagerie mentale et la perception d'objets (Figure 15). Les stimuli étaient 12 photographies en couleur de silhouette d'objets du quotidien sur fond gris (Partie B de la figure 15) et des enregistrements audio en allemand de ces mêmes objets. Afin de maintenir l'attention des participants, une image de trombone a été utilisée comme stimulus distracteur lors de la tâche de perception. Lors de la tâche d'imagerie mentale, chaque enregistrement a été numérisé à une fréquence d'échantillonnage de 44,1 kHz. Cela est important car l'audition humaine peut généralement percevoir des fréquences jusqu'à environ 20 kHz. Donc, pour capturer tous les détails de l'audio audible par l'oreille humaine, la fréquence d'échantillonnage doit être d'au moins 40 kHz. La fréquence de 44,1 kHz dépasse légèrement ce seuil, fournissant une marge de sécurité pour éviter tout risque de perte d'information.

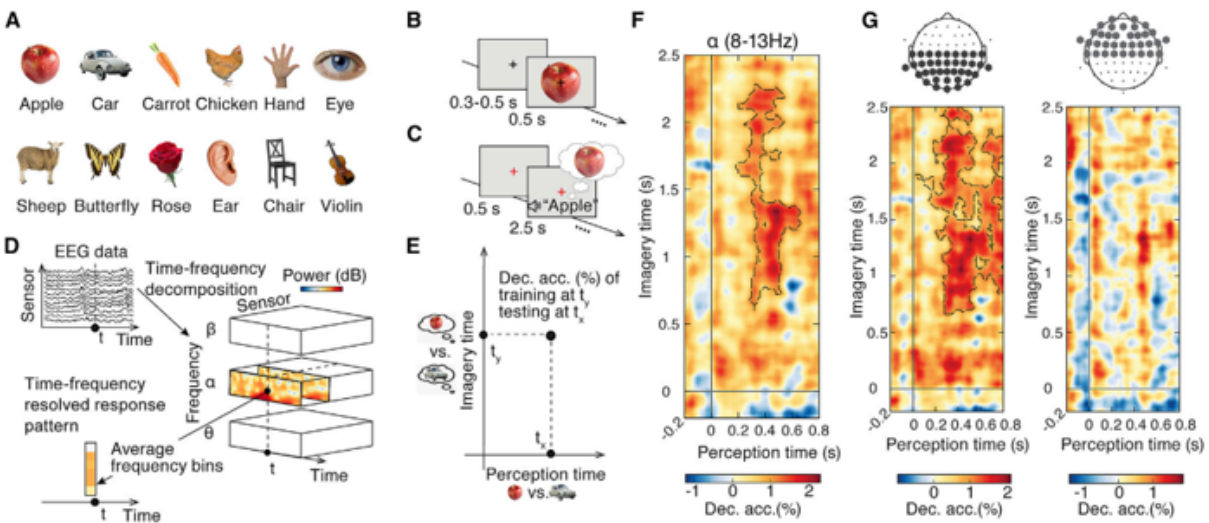


Figure 1. Methods and Results of Multivariate Classification Analyses

FIGURE 15 – Méthode et résultats de l'analyse conduites par Xie et al. [23]

Le protocole était découpé en 2 parties. La première partie portait sur la perception (Partie B de la figure 15). Lors de chaque essai, chacun des 12 objets a été présenté pendant 500 ms au centre de l'écran recouvert d'une croix de fixation noire. Les participants devaient regarder ces images avec attention et lors de l'apparition de l'image de trombone seulement, devaient appuyer sur un bouton et cligner des yeux. Ce trombone fait effectivement office de distracteur et l'enregistrement audio ne sera pas analysé par la suite. Il n'est donc pas grave qu'il soit contaminé par des artefacts, contrairement aux autres stimuli, qui eux, seront analysés, et dont les enregistrements EEG doivent donc être les moins bruités possibles. Ce trombone apparaissait en moyenne tous les 5 essais. Lors de chaque session, 600 images ont été présentées aux participants.

La deuxième partie du protocole portait sur l'imagerie mentale (Partie C de la figure 15). Les enregistrements audio des mots allemands associés aux 12 objets ont été présentés aux participants qui ont été invités à imaginer activement l'objet pour une durée de 2,5 ms. Avant cette tâche, une phase d'entraînement était proposée pour s'assurer que les participants imaginaient le bon objet, une pomme rouge et non une pomme verte par exemple. Lors de chaque session, 480 consignes audio ont été présentées aux participants.

Maintenant que le protocole a été présenté, le dispositif utilisé pour les enregistrement EEG va être introduit. Les données EEG ont été enregistrées à l'aide d'un système EASYCAP à 64 canaux et d'un amplificateur actiCHamp Brainvision. Les 64 électrodes étaient placées de sorte à respecter le système

standard 10-10 (Figure 16). L'acquisition était continue avec un taux d'échantillonnage de 1000 Hz.

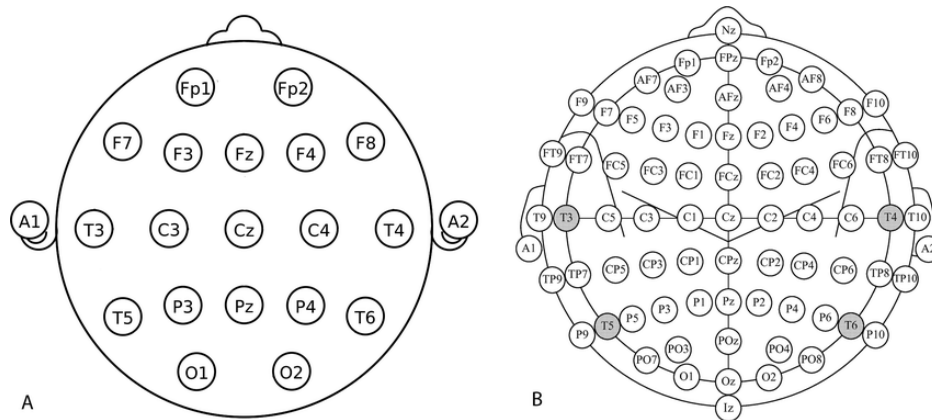


FIGURE 16 – Comparaison entre les systèmes internationaux de placement d'électrodes : (A) 10-20 et (B) 10-10 [24]

Avec cette expérience, Xie et al. [23] ont principalement démontré que la perception visuelle et l'imagerie se chevauchent dans la bande de fréquences alpha, qui est généralement associée à un traitement descendant des informations [25, 26]. Effectivement, l'analyse MVPA (Partie F de la figure 15) montre des similitudes fréquentielles au niveau de la bande de fréquences alpha dans les régions pariétales et occipitales. Leur travail suggère que les oscillations alpha sont partagées dans les représentations de la perception et de l'imagerie mentale visuelle. Cette étude a donc identifié les oscillations alpha comme un mécanisme neuronal médiateur de la similitude entre l'imagerie visuelle et la perception et a suggéré que l'activité dans la bande de fréquences alpha joue un rôle actif dans la communication corticale pour la médiation des contenus visuels.

Dans le cas de notre étude, cette base de données EEG est particulièrement intéressante car elle permet de comparer les signaux EEG issus de tâche de perception et d'imagerie mentale d'objets épars. Il s'agit d'une des seules bases de données publiquement disponibles et étudiant spécifiquement cette question. La plupart des bases de données et expériences réalisées jusqu'à présent se concentrent sur les visages et assez peu de bases étudient les objets [27]. Il reste donc de nombreuses zones d'ombres concernant les similarités neuronales entre perception et imagerie mentale pour de nombreuses catégories d'objets autres que les visages.

2.3.2 Pré-traitement et construction des potentiels évoqués

Dans les données fournies par le dataset, toutes les électrodes ont été référencées par rapport à l'électrode Fz (Figure 16). L'électrode Fz est souvent choisie comme référence dans les enregistrements EEG. Effectivement, choisir une électrode proche du milieu de la tête permet de minimiser les risques de contamination des signaux EEG par des perturbations externes telles que les mouvements oculaires ou musculaires [28]. Les données ont ensuite été filtrées entre 0,3 et 100 Hz pour enlever la composante continue et les dérives lentes (small drifts) ainsi que les bruits de haute fréquence (liés aux muscles ou à certains appareils électronique). Nous avons récupéré les données avec les pré-traitements décrits dans ce paragraphe.

Une fois les données récupérées, j'ai réalisé un pré-traitement avec MNE-python. Les clignements des yeux, mouvements oculaires et bruits musculaires (Figure 17) ont été identifiés manuellement et éliminés en utilisant ICA (Independent Component Analysis). Il s'agit d'une méthode d'analyse statistique qui permet

de décomposer les signaux EEG en plusieurs composants indépendants, chacun représentant une activité neuronale distincte provenant de sources cérébrales différentes. Par exemple, ICA pourrait permettre de séparer les sons de plusieurs instruments captés par plusieurs microphones. Contrairement aux méthodes traditionnelles telles que la moyenne ou la régression, qui supposent que chaque électrode enregistre une combinaison linéaire des mêmes sources, l'ICA cherche à identifier les sources qui sont statistiquement indépendantes les unes des autres. Cette capacité à séparer les signaux en sources indépendantes, permet de résoudre le problème de mélange spatialement non linéaire des signaux EEG. Dans le cas de cette analyse, les composants ICA s'apparentant à du bruit ont été exclus manuellement en s'appuyant notamment sur les exemples donnés dans la figure 17.

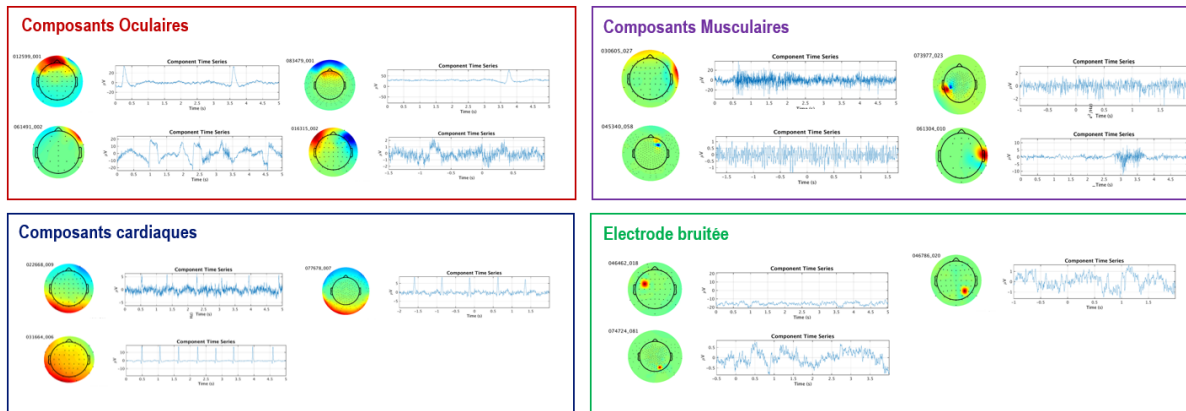


FIGURE 17 – Exemples d'ICA représentant différents types de bruits [29]

Une fois le pré-traitement réalisé, notamment avec ICA, pour éliminer les artefacts et réduire le bruit afin d'assurer la qualité et la fiabilité des analyses, il est commun de construire des epochs. Il s'agit de segments courts de l'enregistrement continu du signal EEG, généralement découpés autour d'événements d'intérêts, tels que des stimuli visuels, auditifs ou des réponses comportementales. Ces segments sont utilisés pour recalés, moyennés et analysés les réponses cérébrales spécifiques à ces événements. La moyenne des epochs découpés autour d'un même événement permet de réduire le bruit et de mieux isoler les signaux pertinents en comparant les réponses à travers de multiples occurrences de l'événement. Dans notre étude, afin d'éviter les effets de bord dans la décomposition temps-fréquence ultérieure, les epochs ont été construits entre -600 et 1100 ms pour la tâche de perception visuelle et entre -600 et 3100 ms dans la tâche d'imagerie mentale.

Un critère de rejet sur l'amplitude pic à pic de 150 microV pour chaque epochs a également été inclus afin de diminuer le rapport signal sur bruit lors des traitements ultérieurs. Le choix de ce critère a été fait de manière itérative afin de ne pas supprimer trop de signal tout en enlevant un maximum de bruit. Il s'agit d'un critère relativement commun en EEG et notamment présent dans les tutoriels de la bibliothèque d'analyse MNE-python.

La base de données initiale fournit des enregistrements pour 38 sujets ainsi que 2 sessions pour chaque sujet, pour chaque condition. Chaque sujet a donc 4 enregistrements. Le critère de rejet et l'inspection manuelle des ICA décrite précédemment nous a conduit à garder uniquement 53 enregistrements pour la perception sur les 76 et 47 pour l'imagerie mentale, également sur 76, du fait d'une contamination de certains enregistrements par un bruit très important et/ou des impédances très importantes au niveau de certaines électrodes (Figure 18).

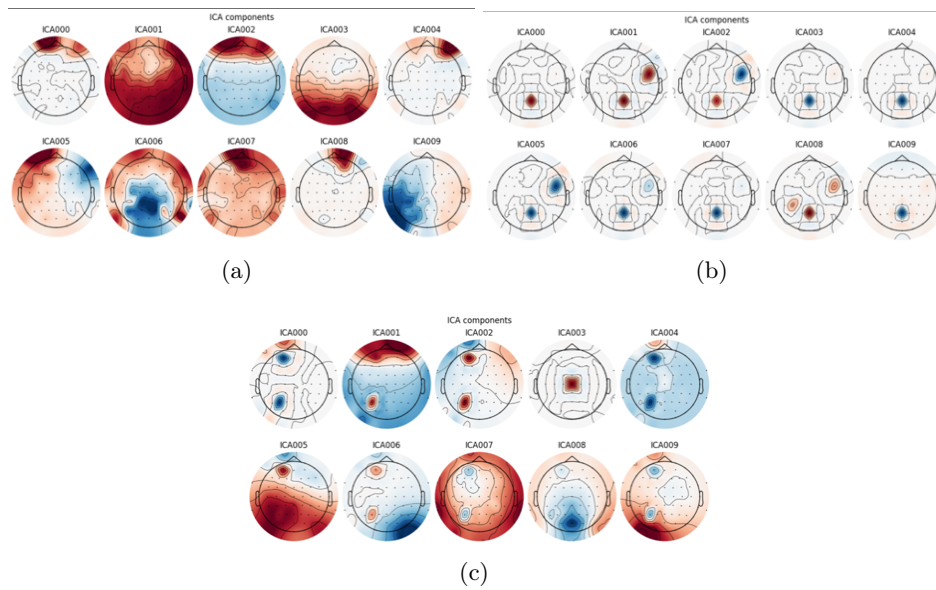


FIGURE 18 – Composants indépendants de l'ICA (a) du sujet 3 (Normal), (b) du sujet 2 (Anomalie) et (c) du sujet 31 (Anomalie)

Parmi ces 53 enregistrements, nous avons recensé 40 fichiers identiques entre la perception et l'imagerie mentale en ce qui concerne le sujet et le numéro de session. Pour ne pas compliquer les statistiques ultérieurement, un fichier par patient a été sélectionné ce qui correspond à l'inclusion de 26 fichiers et donc 26 sujets dans cette étude (Figure 19). Cette approche est pertinente et courante dans le traitement des données EEG pour garantir la qualité des données analysées. La réduction du nombre d'enregistrements en raison de problèmes tels que le bruit ou des impédances d'électrodes élevées est une pratique standard pour assurer la fiabilité des résultats. Le fait de conserver uniquement les enregistrements de haute qualité vise à améliorer la précision des analyses ultérieures et à réduire les risques d'interprétations erronées. De plus, le choix de ne conserver qu'un seul fichier par sujet évite la complexité statistique et permet de simplifier les analyses ultérieures en évitant les redondances dans les données et en réduisant le risque de biais causé par certains des sujets avec plusieurs enregistrements. En gardant un seul fichier par sujet, l'analyse reste robuste tout en étant plus concise et interprétable.

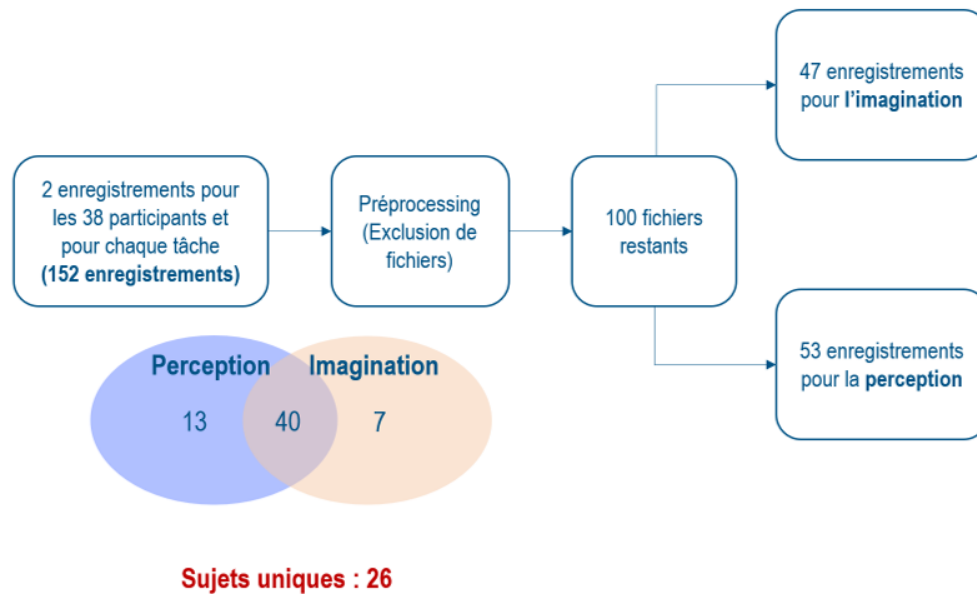


FIGURE 19 – Schéma des fichiers restants après l'étape de pré-traitement

Dans la suite de cette analyse, trois types d'analyses ont été réalisés :

- Une analyse temporelle sur les epochs de perception
- Une analyse temps-fréquence pour comparer les contributions de plusieurs bandes de fréquences entre perception et imagerie mentale
- Une analyse MultiVariate Pattern Analysis (MVPA) sur les epochs (perception et imagerie mentale)

2.3.3 Analyse statistique des potentiels évoqués de la tâche de perception

2.3.3.1 Méthode et Résultats

Dans cette section, nous nous concentrerons uniquement sur l'analyse des potentiels évoqués liés à la perception et non pas ceux liés à l'imagerie mentale. Effectivement, dans le protocole proposé par Xie et al. [23], l'imagerie mentale des objets est provoquée par un stimuli auditif. Lors des analyses, le potentiel évoqué auditif a été retrouvé dans le signal EEG moyenné de l'imagerie mentale, il y a donc contamination du signal issu de l'imagerie mentale (Figure 20). En effet, sur la figure 20, nous voyons que le signal spécifique à un ERP auditif se retrouve dans le signal global de l'expérience pour la tâche d'imagerie mentale lorsque les epochs de tous les objets sont moyennés. L'analyse des potentiels évoqués liés à l'imagerie mentale présente un intérêt limité, car le signal post-ERP auditif est relativement plat, ce qui indique une absence de variations significatives dans l'activité cérébrale. Cette platitude du signal suggère que les réponses neuronales spécifiques à l'imagerie mentale ne se distinguent pas clairement des bruits de fond ou des réponses auditives de base. Par conséquent, les ERPs ne permettent pas de capter efficacement les processus cognitifs et neuronaux plus subtils associés à l'imagerie mentale, limitant ainsi l'utilité de l'analyse des ERPs de l'imagerie mentale. Cette étude s'est donc concentrée sur les potentiels évoqués, non pas issus de l'imagerie mentale, mais de la perception directe. Elle a également permis de mettre en lumière la limitation de ce protocole.

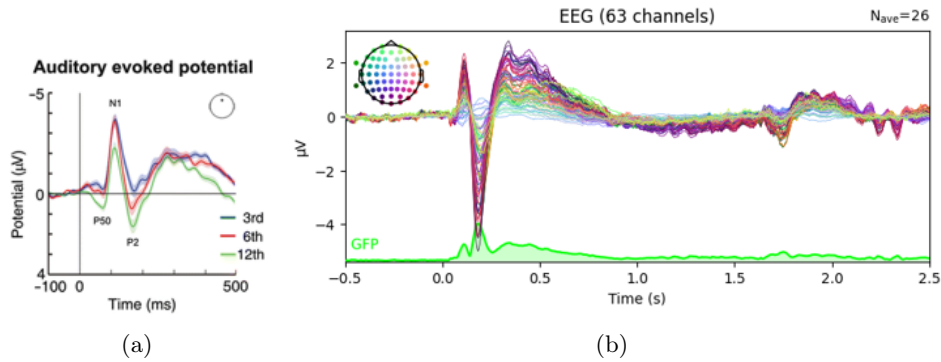


FIGURE 20 – (a) Potentiel évoqué auditif de référence [30] (b) Grande moyenne des epochs d'imagerie mentale, tout objet confondu

Peu d'analyses sont réalisées sur les potentiels évoqués de la perception d'objets. Bien souvent, les stimuli sont des visages, des mots ou encore des motifs en noir et blanc [27, 31, 32]. Il s'agit des objets les plus étudiés dans la littérature dont les ERP sont les plus connus et donc les mieux caractérisés. Une comparaison de la réponse visuelle entre différentes catégories d'objets qui ne font pas partie des catégories précédemment citées est donc d'intérêt, notamment pour le développement d'interfaces hommes-machines (Brain Computer Interface). Afin de permettre une comparaison des différents types d'objets, les stimuli ont été découpés en 4 catégories : plantes (pomme, carotte, rose), animaux (mouton, papillon, poule), objet (violon, chaise, voiture) et parties du corps humain (œil, oreille, main). Une grande moyenne a été réalisée pour chaque catégorie afin de pouvoir visualiser et comparer les potentiels évoqués entre ces différentes catégories (Figure 21). Pour comprendre ce qu'est une grande moyenne, il faut également comprendre la notion d'evokes. Un evoke correspond, pour chaque patient, à la moyenne de ses epochs pour un stimulus en fonction de la question de recherche. La moyenne des evokes de tous les sujets donne une grande moyenne pour ce stimulus.

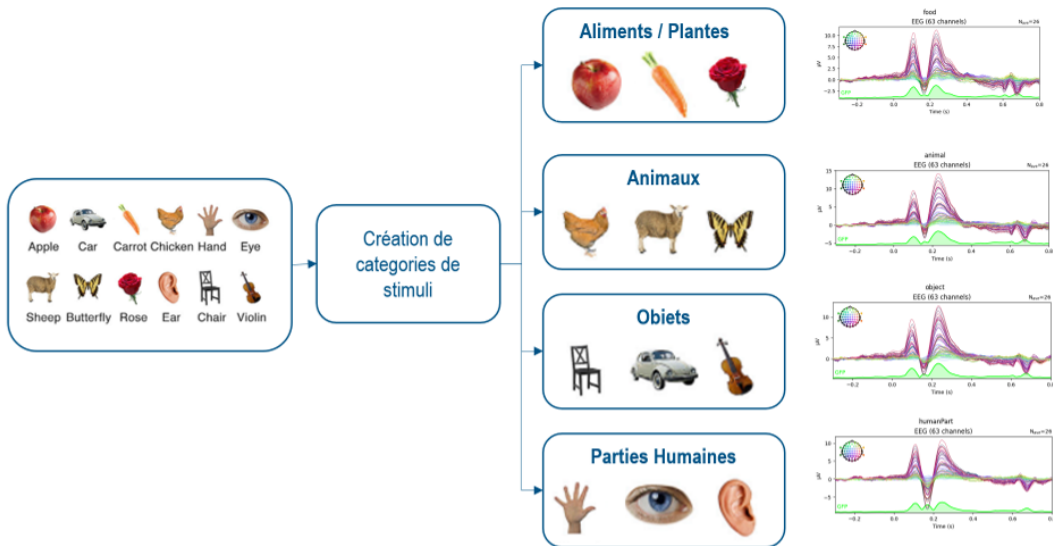


FIGURE 21 – Grande moyenne des potentiels évoqués de chaque catégorie : plantes, animaux, objets, parties du corps humain

Afin de pouvoir analyser une éventuelle différence entre catégories, il est nécessaire d'identifier des

composants (ERP) dans les potentiels évoqués, c'est-à-dire des intervalles de latences ayant une amplitude / une allure particulière. Pour donner une définition un peu plus formelle, un potentiel évoqué lié à un événement (ERP) est une réponse mesurable du cerveau à un stimulus spécifique ou à un événement particulier. Il s'agit de changements électriques transitoires et détectables dans le cerveau, enregistrés par EEG. Ces changements sont des oscillations du potentiel électrique qui sont synchrones avec la présentation d'un stimulus, tel qu'un son, une image, une lumière, ou même une pensée ou une action spécifique. Les ERPs sont obtenus en moyennant les signaux EEG sur de nombreux essais pour améliorer le rapport signal/bruit. Cela permet d'isoler les réponses neuronales spécifiques au stimulus d'intérêt des autres activités cérébrales non liées et des bruits de fond. Les ERPs sont utilisés pour étudier divers processus cognitifs et sensoriels, notamment l'attention, la perception, la mémoire, le traitement du langage et les réactions émotionnelles.

Dans ce protocole, les images sont montrées pendant un temps très court, 500 ms, ce qui permet uniquement de voir et détecter les premiers ERPs visuels dans les évokes [31,32] :

- P100 culmine positivement généralement à environ 100 ms au niveau des électrodes occipito-temporales et occipito-pariétales. P100 est souvent associé au traitement visuel automatique des stimuli.
- N170 est un ERP négatif à environ 170 ms qui est maximal au niveau des électrodes occipito-temporales. Il est admis que l'amplitude N170 est toujours plus grande pour les visages que pour les autres stimuli visuels.
- P250 est un ERP positif maximal au niveau du site occipito-temporal à une latence autour de 250 ms. Il est admis qu'il représente un aspect du traitement perceptif d'ordre supérieur, modulé par l'attention.

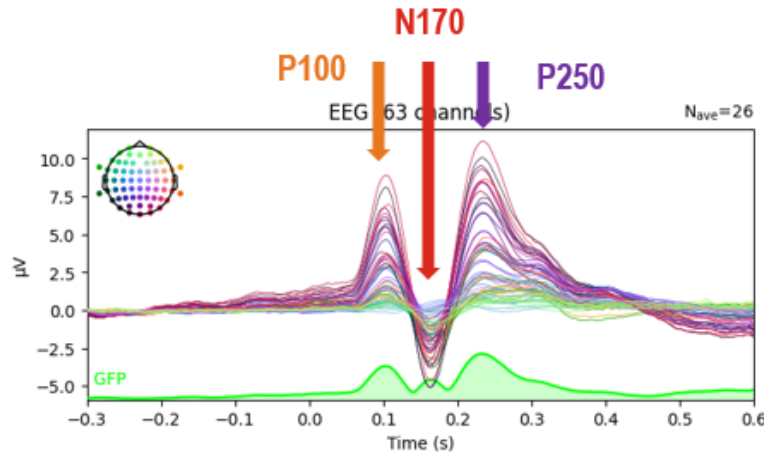


FIGURE 22 – Indication de la localisation des premiers composants visuels en EEG (figure réalisée avec MNE-python)

Ces ERPs (Figure 22) ont été décrits dans plusieurs articles [31,32] et nous avons facilement pu les retrouver par nos analyses au niveau des grandes moyennes (Figures 21, 22 et 23)

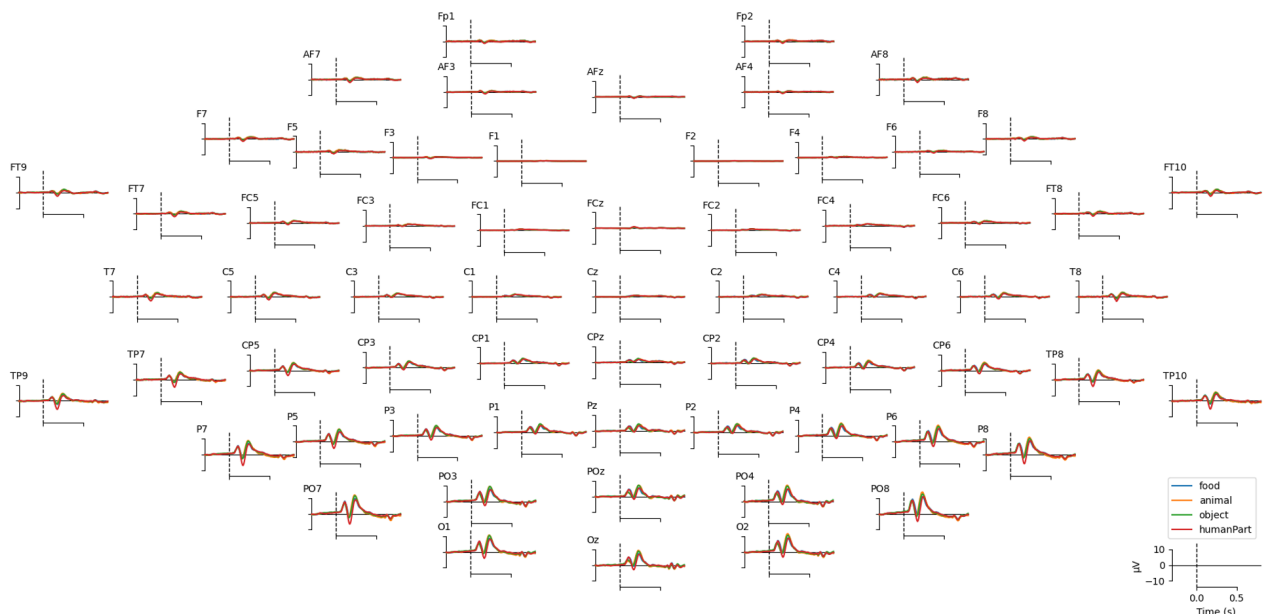


FIGURE 23 – Disposition topographique de comparaison des grandes moyennes pour les différentes catégories de stimuli (figure réalisée avec MNE-python)

Les caractéristiques de ces ERPs sont souvent évaluées aux électrodes où l'amplitude est la plus importante (Figure 23). Crager et al. [31] ont par exemple utilisé un cluster de 6 électrodes autour des électrodes P9 et P10 selon le système 10-10. Puce et al. [32] ont également choisi les groupes d'électrodes présentant les composants d'intérêt avec des amplitudes maximales autour des électrodes P8, P08 et P10, et de leurs homologues respectifs de l'hémisphère gauche. En nous inspirant des méthodologies proposées par ces papiers, nous avons réalisé la même évaluation, c'est-à-dire regarder les électrodes présentant les ERPs avec la plus grande amplitude (Figure 23), conduisant au choix des électrodes P6, PO8 et P8 ainsi que leur homologues gauches (Figures 24 et 25).

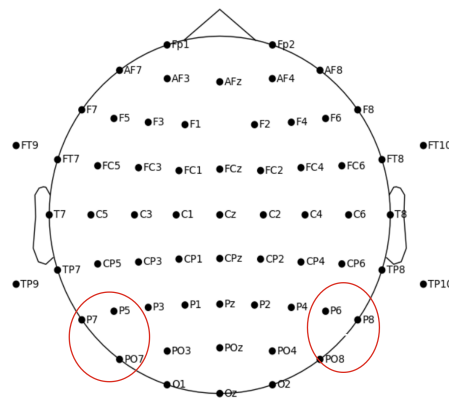


FIGURE 24 – Localisation des clusters d'électrodes choisis pour cette étude

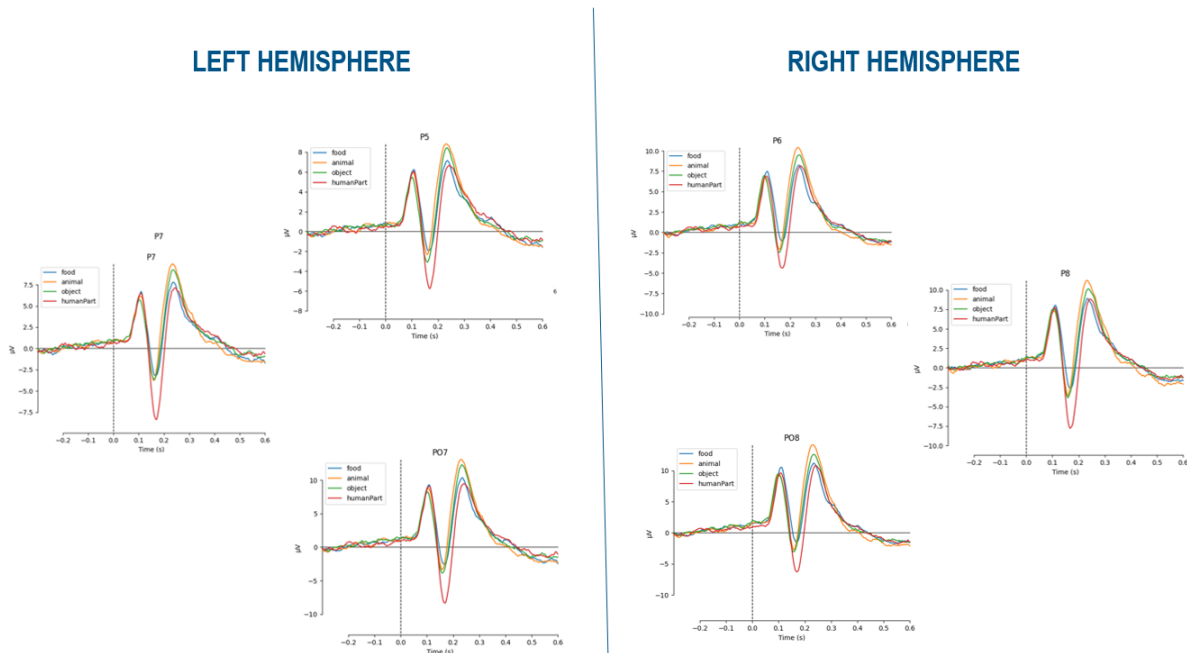


FIGURE 25 – Groupe d'électrodes choisis pour réaliser les analyses pour chaque hémisphère

Afin d'effectuer une analyse semi-automatique des composants P100, N170 et P250, des plages de latence doivent être spécifiées pour chaque composant. Ces plages peuvent varier en fonction des dispositifs EEG, c'est-à-dire du fait de la fréquence d'échantillonnage, et éventuellement du protocole utilisé.

Dans l'article de Crager et al. [31], P100 a été défini comme l'amplitude maximale entre 80 et 200 ms, N170 comme l'amplitude maximale entre 170 et 250 ms, et P250 comme celle entre 230 et 320 ms.

Dans l'étude de Puce et al. [32], pour P100 l'intervalle de latence a été choisi entre 68 à 140 ms, pour N170 entre 116 à 212 ms et entre de 170 à 290 ms pour P250.

Pour notre étude, nous avons étudié les fenêtres temporelles optimales et nous avons décidé d'adapter légèrement les intervalles donnés par Puce et al. étant donné que le pic P100 dans notre étude avait certaine fois une latence plus importante pour certains sujets. Ce type d'adaptation est nécessaire du fait de la non standardisation et de l'hétérogénéité des protocoles entre les auteurs. Nos intervalles temporels sont compris entre 68 et 160 ms pour P100, entre 116 et 212 ms pour N170 et entre 180 et 290 ms pour P250.

Les amplitudes maximales dans chaque fenêtre de temps, ainsi que les latences exactes pour chaque composant ont été mesurés pour chaque électrode d'intérêt dans chaque hémisphère puis elles ont été moyennées. Ces données ont constitué l'entrée pour une analyse statistique permettant de détecter une éventuelle différence significative entre les différentes catégories d'*objets*. Les résultats statistiquement significatifs ont été identifiés comme ayant une p -value $< 0,05$.

Avant de mettre en place un test statistique, il est nécessaire de vérifier les conditions d'utilisation de ce test. Un des test classiquement utilisé est le test ANOVA. Pour réaliser ce test, les données doivent respecter les hypothèses de normalité et d'égalité de variances. Ces hypothèses n'étant pas respectées pour

tous les échantillons, le test de Kruskal-Wallis a été utilisé. Le test de Kruskal-Wallis est une méthode statistique non paramétrique utilisée pour déterminer s'il existe des différences significatives entre trois groupes ou plus, lorsque les données ne satisfont pas aux hypothèses requises pour l'analyse de variance (ANOVA) [33]. Il est basé sur les rangs des données plutôt que sur les moyennes des valeurs, ce qui le rend particulièrement utile lorsque les données ne suivent pas une distribution normale. En cas de différence significative, il indique que les groupes ne proviennent pas de la même population mais sans expliciter de quels groupes il s'agit.

Dans le cas où le test de Kruskal-Wallis révèle des différences significatives entre les groupes, le test post hoc de Dunn peut être utilisé pour comparer les paires individuellement. Le test de Dunn est particulièrement utile pour identifier quels groupes diffèrent significativement les uns des autres après un résultat significatif au test de Kruskal-Wallis. La correction de Bonferroni est souvent utilisée dans le test post hoc de Dunn pour contrôler le taux d'erreur de type I lors de la comparaison de multiples paires. Effectivement, lorsque plusieurs comparaisons sont effectuées simultanément, il y a un risque accru de fausse découverte, c'est-à-dire de conclure à tort qu'il existe une différence significative entre deux groupes. La correction de Bonferroni ajuste les p-values pour tenir compte de ce risque accru, en divisant le niveau de signification (généralement 0,05) par le nombre total de comparaisons effectuées. Cela réduit le risque global de fausses découvertes, assurant ainsi des conclusions statistiquement plus fiables lors de l'utilisation du test de Dunn pour comparer plusieurs paires de groupes.

Pour les 4 catégories d'*objets* identifiés, les trois composants précédemment décrits ont été évalués. Une différence significative a pu être établie pour l'amplitude du composant N170 pour toutes les électrodes entre les parties du corps humain et les aliments ($p\text{-value} < 0.05$). Lors d'une comparaison plus poussée, seules les électrodes appartenant au cluster de l'hémisphère gauche est responsable de la significativité entre l'amplitude des parties du corps humain et des aliments ($p\text{-value} < 0.05$) (Figure 26 - barplots les plus aux extrémités).

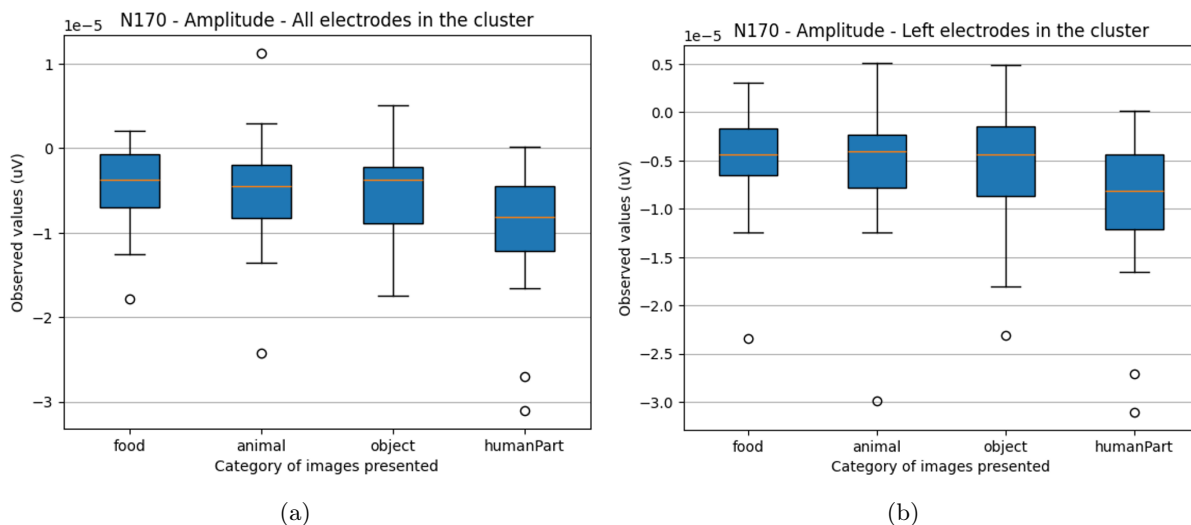


FIGURE 26 – Comparaison de l'amplitude des pics de négativité du composant N170 entre les différentes catégories de stimuli : (a) pour la moyenne de toutes les électrodes choisies (P5, P7, PO7, P6, P8, PO8) et (b) pour la moyenne des électrodes du cluster d'électrodes de gauche (P5, P7, PO7). Dans les deux cas une différence statistique a été constatée entre aliments et parties du corps humain.

Aucune différence significative n'a été observée concernant la latence et l'amplitude de P100 (Figure 27) et pour l'amplitude de P250, quelle que soit la catégorie.

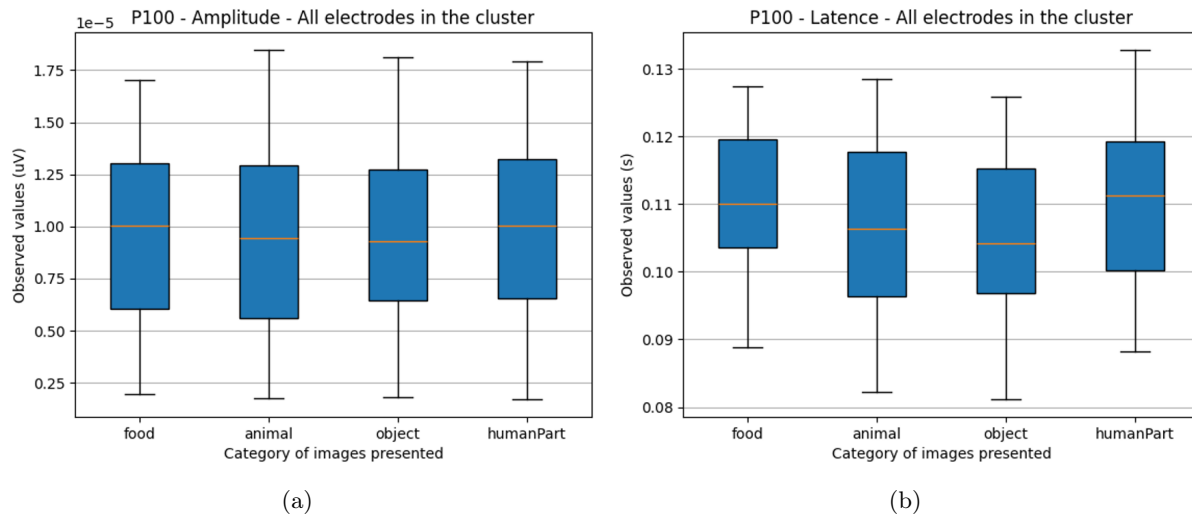


FIGURE 27 – Comparaison des pics de positivité du composant P100 entre les différentes catégories de stimuli pour la moyenne de toutes les électrodes choisies (P5, P7, PO7, P6, P8, PO8) : (a) en amplitude (b) en latence (aucune différence significative entre les catégories n'a été constatée)

2.3.3.2 Discussion

Dans notre analyse de données publiques, une différence significative a été observée concernant l'amplitude du composant N170 entre les parties du corps humain et les aliments. Cette différence est présente dans le cluster d'électrodes de gauche, ce qui suggère une latéralisation de la réponse spécifique à ces types de stimuli. Cela est en accord avec des recherches antérieures, telle que celle de Kropotov, qui ont montré que le N170 est sensible aux visages mais pas nécessairement aux objets [12]. Cependant, dans le protocole de la base de données étudiée, seuls des objets ont été présentés et non des visages entiers ce qui ne permet pas de réaliser une comparaison avec les résultats trouvés dans la littérature. Cependant, lors de sa description par Shlomo Bentin et ses collègues en 1996 [34], il a été constaté que les visages humains et les parties du visage (comme les yeux) suscitaient des réponses de N170 différentes des autres stimuli, y compris les visages d'animaux, les parties du corps et les voitures.

Une des hypothèses pouvant expliquer cette différence significative, entre réponse aux aliments et réponse aux parties du corps humain, est le choix des catégories d'*objets*, notamment l'inclusion de parties du corps (main et oreille) et des yeux dans la même catégorie. Ainsi, la moyenne faite sur les signaux a pu lisser les différences relatives aux yeux avec toutes les autres catégories d'objets. Cette hypothèse a donc été testée afin de découvrir une éventuelle significativité entre les amplitudes et les latences des objets présents dans la catégorie partie humaine. Cependant, aucune significativité n'a pu être démontrée (Figure 28) que ce soit pour la latence ou l'amplitude du N170. D'après les résultats de cette étude, il n'y a donc pas de différence entre partie humaine (type main et oreille), et œil lorsqu'ils sont détachés d'un visage.

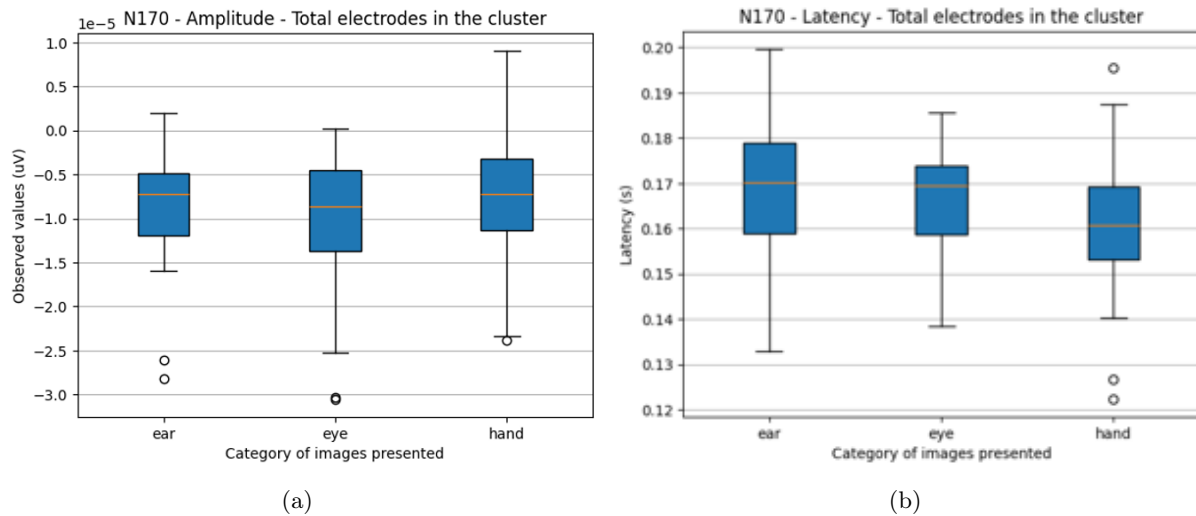


FIGURE 28 – Comparaison de la variabilité du composant N170 pour les différents stimuli présents dans la catégorie partie humaine : (a) pour l'amplitude (aucune différence) et (b) pour la latence (aucune différence)

L'étude réalisée par Eimer et al. [35] a montré que le composant N170 reflète l'activation des neurones sélectifs du visage par des visages complets ou la présence simultanée des deux yeux. Il existe actuellement peu de preuves de l'impact sur le N170 de la présence d'un seul œil détaché d'un visage. Effectivement, dans les études démontrant une modulation d'amplitude du composant N170 liée aux yeux, ces derniers sont tout de même liés à un visage. En effet, soit le visage a été coupé pour garder les deux yeux, soit seuls les yeux sont enlevés d'un visage pour étudier la réponse spécifique à ce manque [35] (Figure 29).



FIGURE 29 – Exemples des stimuli testés dans l'étude d'Eimer [35]

Dans l'article de Parkinson et al. [36], les chercheurs ont mesuré les réponses du N170 à des caractéristiques faciales isolées et aux mêmes caractéristiques à l'intérieur d'un visage (Figure 30). Les résultats

montrent que les amplitudes du N170 sont plus grandes lorsque l'un des deux yeux est présent dans un visage, par rapport à la bouche ou au nez. De plus, les réponses du N170 sont plus grandes et plus retardées pour deux yeux isolés par rapport à un visage entier. Ces résultats confirment l'importance des yeux dans la perception précoce des visages et plus précisément d'une sensibilité accrue à la présence de deux yeux symétriques par rapport à un seul œil. De plus on peut remarquer que même lorsqu'un seul œil est détaché, il reste quand même associé à un visage (on observe une bande de chaire et la présence vide pour un deuxième œil). Ces différents résultats soutiennent l'existence d'un détecteur de région oculaire plutôt qu'un simple détecteur d'œil. Cependant, cette étude n'a pas étudiée spécifiquement la réponse d'un œil seul, détaché d'un visage (sans bande de chaire et sans place pour un deuxième œil). Ainsi, la littérature ne nous fournit pas de point de comparaison avec notre analyse et notre analyse seule nous permet uniquement de faire des hypothèses mais pas d'aboutir à une conclusion certaine.

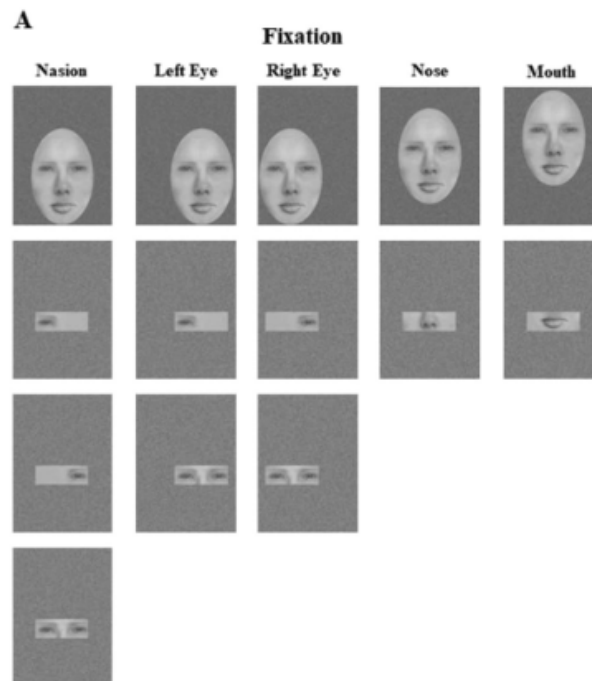


FIGURE 30 – Exemples des stimuli testés dans l'étude de Parkinson [36]

De plus, dans notre cas, le protocole de l'étude de notre base de données publique ne présentait pas de stimuli de visages, il n'est donc pas possible de comparer la différence d'amplitudes ou de latences du composant N170 entre présentation de visage ou de parties du corps isolé. Une étude approfondie des modulations du composant N170 serait d'intérêt notamment pour le développement d'interfaces cerveau-machines (BCI).

Ensuite, une différence a été constatée au niveau de la latence du composant N170 entre les catégories parties du corps humain et animal ($p\text{-value} < 0.05$). Cette différence de latence est plus importante à gauche qu'à droite. L'observation d'une différence de latence du composant entre les catégories parties humaine et animal suggère des mécanismes distincts de traitement visuel dans le cerveau humain en réponse à ces deux types de stimuli. Notre étude a montré une latence plus importante pour les parties du corps humain en comparaison avec les animaux. Cette différence de latence pourrait refléter des processus neuronaux spécifiques associés à la reconnaissance et à la catégorisation des stimuli visuels animaux. Par exemple,

il est possible que les animaux déclenchent des processus de traitement plus rapides ou plus efficaces en raison d'un éventuel danger. Cependant, parmi les stimuli animaliers présentés, aucun n'évoque un danger important ce qui rend cette hypothèse moins probable même s'il peut tout de même exister un traitement plus rapide lié à l'évaluation d'un éventuel danger. Cependant, comme évoqué plus haut, il est rare de voir une partie humaine détachée d'un corps ou d'un visage ce qui pourrait induire un temps de traitement de l'information perçu plus important. Dans notre hypothèse, les stimuli animaliers seraient traités beaucoup plus rapidement que les autres catégories ici étudiées, ce qui pourrait expliquer le fait d'observer une significativité uniquement entre les 2 catégories citées. Cependant, l'absence d'autres catégories et d'autres études trouvées sur le sujet rendent la confirmation ou l'infirmité de ces hypothèses impossible.

Enfin, il est intéressant de noter qu'aucune différence significative n'a été observée concernant la latence et l'amplitude du composant P100 et concernant l'amplitude du composant P250 pour les différentes catégories d'objets. Cela pourrait indiquer que ces composants sont moins sensibles aux différences entre les catégories d'objets, ou que les différences entre les stimuli n'étaient pas suffisantes pour détecter des modulations d'amplitudes ou de latence. Les résultats pour le composant P100 pourraient suggérer que les traitements précoces des stimuli visuels sont similaires, quel que soit le type d'objet présenté dans le cas des catégories étudiées dans cette analyse. Une interprétation possible de ces résultats est que les processus visuels précoces, reflétés par les composants P100, ne sont pas spécifiquement sensibles aux caractéristiques sémantiques des stimuli, telles que leur catégorie (animaux, plantes, objets inanimés, parties du corps humain). Au lieu de cela, ces ERPs pourraient être davantage influencés par des facteurs tels que la luminance, le contraste, la forme et d'autres propriétés visuelles de base. Les résultats de notre étude sont en accord avec la théorie de la hiérarchie du traitement visuel, qui suggère que le traitement visuel commence par des analyses de bas niveau, telles que la détection de caractéristiques visuelles basiques citées précédemment, avant de progresser vers des niveaux de traitement plus complexes impliquant des informations sémantiques et contextuelles [37]. Il est possible que les régions cérébrales pour déterminer la sémantique d'un mot ne soient pas présents au niveau occipito-temporal mais plus au niveau frontal. D'autres analyses sont donc nécessaires afin d'essayer de trouver des caractéristiques propres à chaque catégorie en étendant la recherche à d'autres sites d'électrodes.

En résumé, l'absence de différences significatives dans les composants P100 des ERP visuels pour différentes catégories d'objets suggère que le traitement de base des informations visuelles est relativement homogène et indépendant de la catégorie d'objet. Cela pourrait refléter une organisation cérébrale commune pour le traitement visuel de base.

Bien que l'étude n'a pas pu être réalisée du fait de la contamination trop importante de l'imagerie mentale par le composant auditif, Proverbio et al. [27] ont démontré que les ERPs d'imagerie ont une latence plus longue que la condition perceptuelle, avec un délai d'environ 200 à 400 ms. L'auteur suggère que cela peut être dû au fait que l'accès à la représentation mentale et la reconstruction de l'image prennent plus de temps que les seuls processus sensoriels. Sans les problèmes liés au casque EEG, il aurait été possible et intéressant de vérifier ces résultats à l'aide d'un protocole cognitif portant une attention étroite aux biais auditifs lors des tâches d'imagerie mentale.

2.3.4 Analyse temps-fréquence et statistiques

Cette deuxième partie se concentre sur une analyse temps fréquence des evokes de perception et d'imagerie mentale. Effectivement les ERPs sont limités à un ensemble spécifique d'activité cérébrale déclenchée par des stimuli sensoriels. Cependant, le cerveau est un oscillateur continu qui génère une activité rythmique. Par conséquent, une approche analytique différente est nécessaire et est basée sur

l'analyse des fréquences.

2.3.4.1 Méthode

Afin de récupérer les réponses oscillatoires, les données ont été convoluées avec des ondelettes de Morlet. Développées par le mathématicien français Jean Morlet dans les années 1980, ces ondelettes sont des oscillations localisées dans le temps et en fréquence, ce qui les rend idéales pour analyser des signaux non stationnaires tels que les signaux biologiques et donc les signaux EEG. Les ondelettes de Morlet sont caractérisées par leur forme asymétrique en cloche, similaire à une sinusoïde modulée par une gaussienne. Cette forme permet une bonne résolution à la fois en temps et en fréquence, offrant ainsi une vision détaillée des variations temporelles des différentes composantes fréquentielles d'un signal.

Comme cela a été fait dans l'article original [23], dans le cadre de cette analyse, nous avons choisi d'utiliser des ondelettes avec une longueur constante de 600 ms. L'intérêt d'avoir des ondelettes de Morlet constantes réside dans leur capacité à maintenir une résolution constante en fréquence sur toute la plage de temps. Cela signifie que peu importe à quel moment nous analysons le signal, la résolution en fréquence reste la même, ce qui permet une analyse cohérente et fiable des différentes composantes fréquentielles du signal. Cette propriété est particulièrement utile pour étudier les signaux non stationnaires qui peuvent varier en fréquence dans le temps, tels que les signaux EEG. Effectivement, dans l'analyse spectrotemporale, les résolutions temporelle et spectrale sont interdépendantes : des fenêtres temporelles plus longues permettent des estimations de fréquences plus précises alors que des fenêtres temporelles plus courtes fournissent des estimations de fréquence moindre tout en fournissant des informations de synchronisation plus précises (Figure 31).

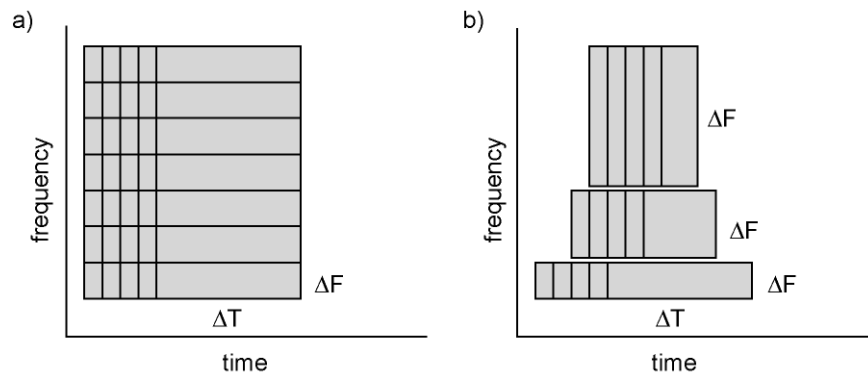


FIGURE 31 – Lissage en temps et en fréquence. (a) Pour une fenêtre temporelle de longueur fixe, le lissage en temps et en fréquence reste fixe. (b) Pour des fenêtres temporelles qui diminuent avec la fréquence, le lissage temporel diminue et le lissage en fréquence augmente avec la fréquence. [29]

Pour représenter le temps et la fréquence, la longueur de l'ondelette est choisie de manière à ce que ses extrémités s'étendent au moins de cinq fois la taille de son enveloppe gaussienne, à partir du milieu, et qu'un échantillon soit pris au temps zéro. La longueur de l'ondelette peut donc être définie par la formule suivante [29] :

$$L = \frac{5}{\pi} \times \frac{n_{\text{cycle}} \cdot \text{sfreq}}{\text{freqs}}$$

- L : Longueur de l'ondelette
- n_{cycle} : Nombre de cycle

- $sfreq$: Fréquence d'échantillonnage (Hz)
- $freqs$: Fréquence centrale de l'ondelette (Hz)

Pour cette analyse, 5 bandes de fréquences ont été identifiées : thêta (entre 5 et 8 Hz), alpha (entre 8 et 12 Hz), bêta (entre 12 et 30 Hz), gamma 1 (entre 30 et 40 Hz) et gamma 2 (entre 40 et 50 Hz). Pour chacune de ces bandes de fréquences, 7 fréquences ont été sélectionnées dans les intervalles cités, de manière linéaire, puis les données ont été agrégées dans leur bande de fréquences respective. Les données ont ensuite été corrigées en divisant celles après le stimulus par les données avant le début du stimulus donc entre -600 et 0 ms pour la tâche de perception. Pour chaque électrode, une valeur moyenne de la contribution dans chaque bande de fréquences pour l'ensemble de l'évènement a été déterminée en faisant la moyenne de toutes les valeurs à partir du début du stimulus. Cette analyse permet d'obtenir une unique contribution de puissance de chaque électrode pour chaque participant pour les tâches de perception et d'imagerie mentale, et pour chaque bande de fréquences. Il est alors possible de tracer l'évolution de la contribution en puissance en fonction de la localisation de chaque électrode (de l'arrière de la tête vers le nez) (Figure 32 et Figure 33).

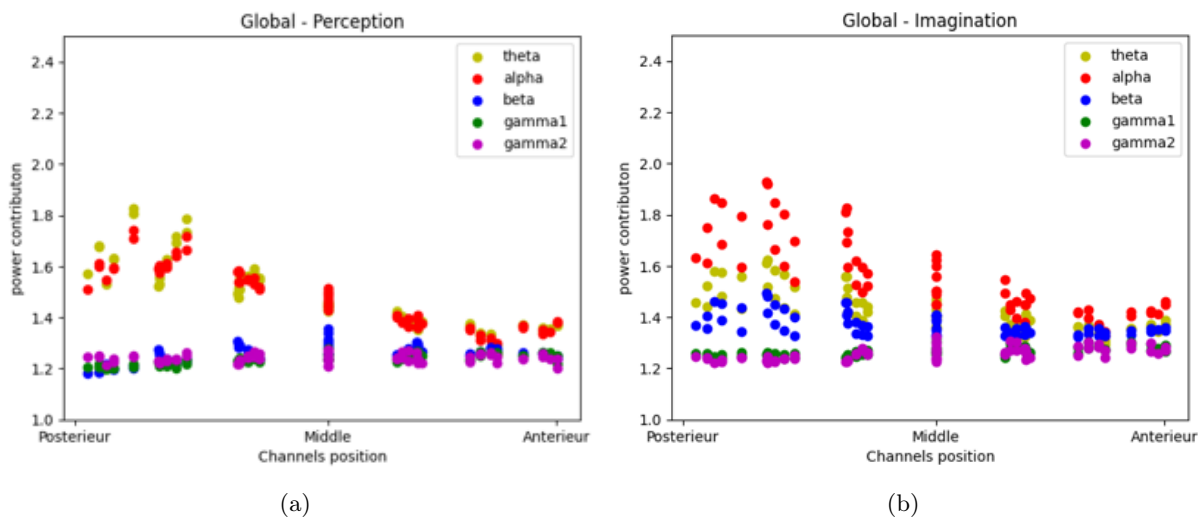


FIGURE 32 – Contribution en puissance pour chaque bande de fréquences en fonction de la localisation de l'électrode : (a) pour la tâche de perception (nuage de point) et (b) pour la tâche d'imagerie mentale (nuage de point)

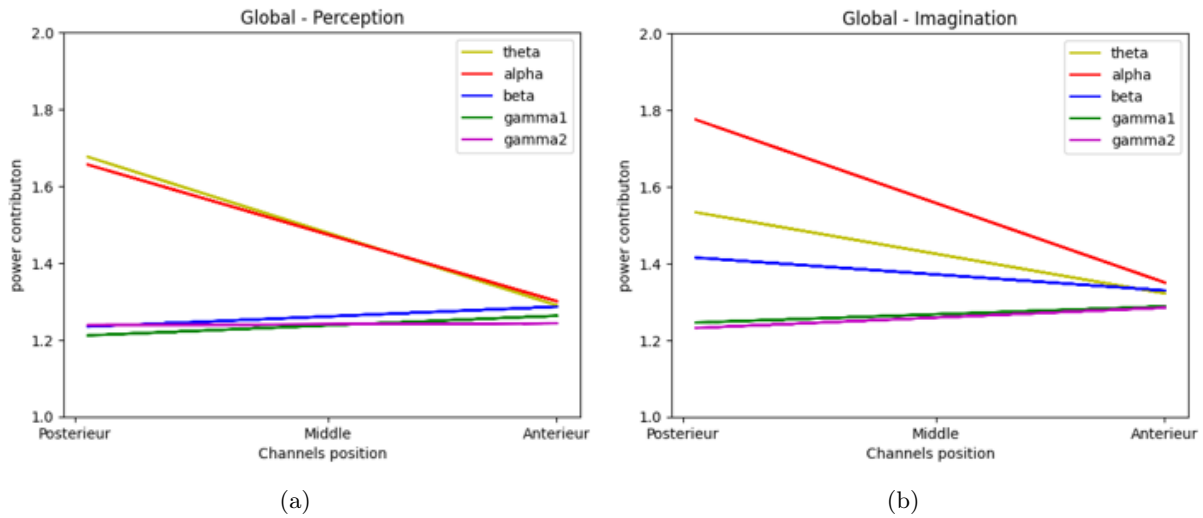


FIGURE 33 – Contribution en puissance pour chaque bande de fréquences en fonction de la localisation de l'électrode : (a) pour la tâche de perception (régression) et (b) pour la tâche d'imagerie mentale (régression)

Les différentes électrodes ont ensuite été regroupées en 7 catégories en fonction de leur localisation sur le crâne (de l'arrière de la tête vers le nez). Les catégories sont les suivantes : occipital, pariétal, fronto-pariétal, central, fronto-central, frontal et pré-frontal (Figure 34).

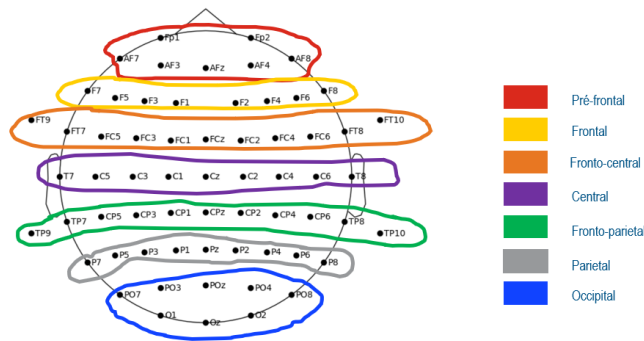


FIGURE 34 – Localisation et regroupement des électrodes

Les contributions en puissance ont ensuite été tracées en fonction de la localisation des électrodes pour les tâches de perception et d'imagerie mentale. Effectivement, pour chaque participant, la moyenne des groupes d'électrodes dans chaque catégorie a été calculée, donnant ensuite une moyenne globale pour chaque tâche. L'écart-type est également indiqué sur les graphiques et reflète la variabilité de la contribution des participants (Figure 35).

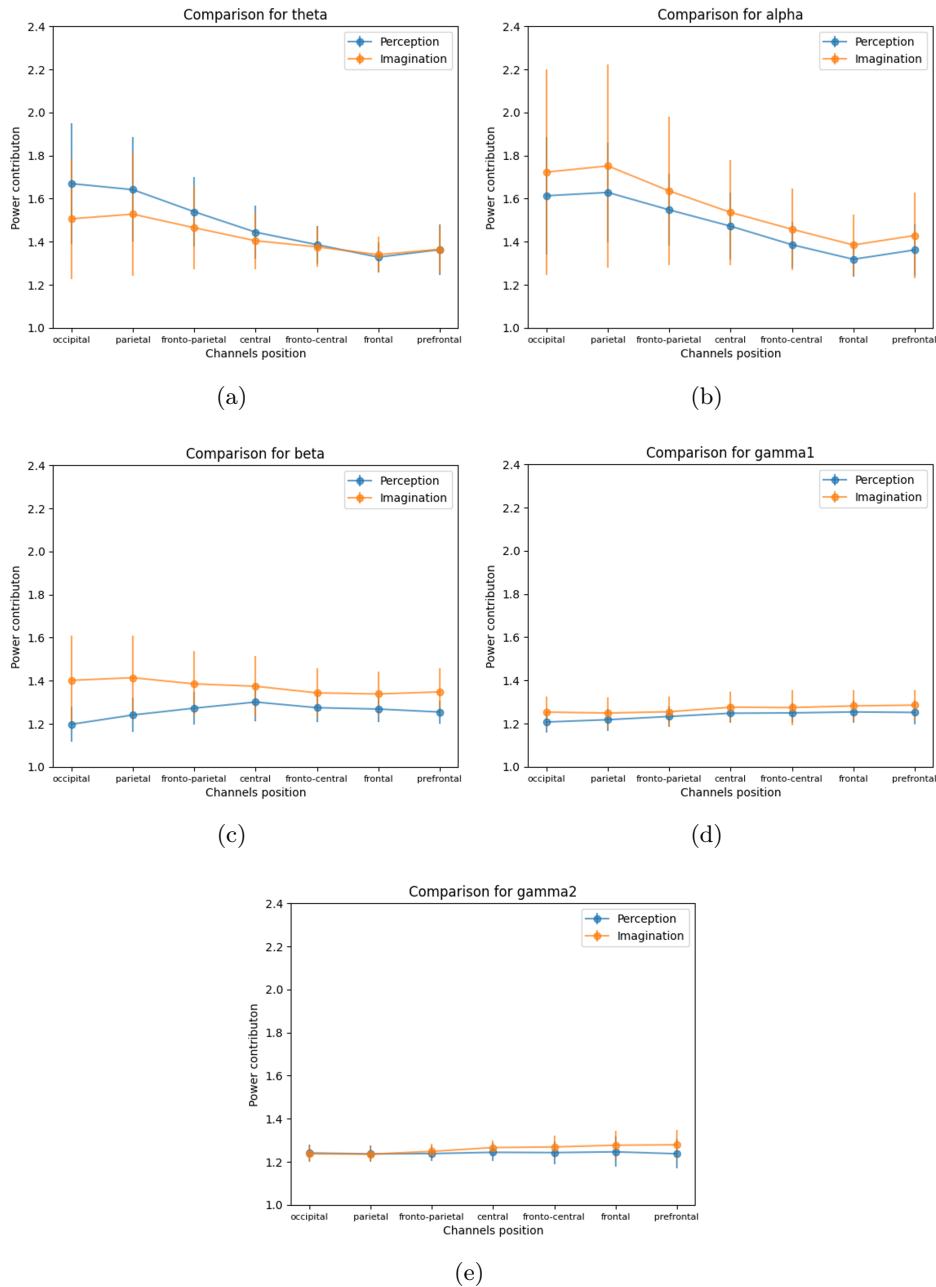


FIGURE 35 – Contribution en puissance pour les tâches d'imagerie mentale et de perception en fonction de la localisation du groupe d'électrodes et de la bande de fréquences : (a) thêta, (b) alpha, (c) bêta, (d) gamma 1, (e) gamma 2

2.3.4.2 Résultats

Par une simple analyse visuelle, cette étude montre que les écarts types sont presque constamment plus importants pour les électrodes postérieures, témoignant d'une plus grande variabilité inter-individuelle au niveau de ces groupes d'électrodes. Étant donné qu'il s'agit de tâche de perception et d'imagerie mentale visuelle et que les centres visuels sont situés à l'arrière du cortex, cela témoigne de la grande variabilité de la vision entre les individus.

Concernant les bandes de fréquences alpha et gamma 1, les contribution en puissance sont supérieures pour l'imagerie mentale mais les courbes des deux tâches ont des évolutions similaires. Pour la bande de fréquences thêta, la contribution en puissance est supérieure pour la perception par comparaison à l'imagerie mentale. L'écart entre les deux tâche est plus important pour les groupes d'électrodes postérieure et tend à s'effacer plus les groupes d'électrodes sont antérieurs. Pour la bande de fréquences gamma 2, l'inverse se produit. La contribution pour l'imagerie mentale est supérieure à celle de la perception et cette tendance s'accroît plus les groupes d'électrodes sont situés vers une zone antérieure. Enfin, pour la bande de fréquences bêta, les tendances pour la perception et l'imagerie mentale sont différentes. Effectivement, pour l'imagerie mentale, les contributions en fréquences sont relativement stables alors que cette contribution augmente pour la perception pour les groupes d'électrodes antérieurs.

Pour discuter de la significativité des résultats, le test de permutation a été choisi. Le test de permutation est une méthode statistique non paramétrique utilisée pour évaluer l'importance d'une différence observée entre deux groupes ou conditions dans un ensemble de données. Contrairement aux tests paramétriques qui supposent une distribution spécifique des données, les tests de permutation ne font aucune hypothèse sur la distribution des données. Au lieu de cela, ils reposent sur la réorganisation aléatoire des observations entre les groupes, générant ainsi un grand nombre de nouvelles combinaisons possibles. En comparant la différence observée avec la distribution des différences obtenues par permutation, on peut déterminer si la différence observée est statistiquement significative et permet donc de rejeter l'hypothèse nulle. Les tests de permutation sont particulièrement utiles lorsque les conditions d'application des tests paramétriques ne sont pas satisfaites, par exemple en présence de données non normalement distribuées ou lorsque les échantillons sont de petite taille. Dans cette étude, le processus de permutation a été répété 100 000 fois pour garantir une reproductibilité des résultats et garantir que la distribution obtenue soit la plus précise possible.

Les résultats des tests de permutation est disponible dans les Annexes à la figure 55 Ce test démontre des résultats significatifs notamment pour bêta. En effet, la comparaison de la contribution de puissance entre perception et imagerie mentale est particulièrement significative pour le groupe d'électrodes occipital, pariétal et pré-frontal (p -value < 0.001) et significatif pour les autres groupes d'électrodes : fronto-pariétal, central, fronto-central et frontal (p -value < 0.05).

En ce qui concerne les autres bandes de fréquences, les tests ont démontré une certaine significativité pour au moins un groupe d'électrodes (p -value < 0.05). Pour thêta et gamma 1, il s'agit du groupe occipital, pour alpha du groupe frontal, pour gamma 2 des groupes central et pre-frontal.

Dans une future étude, il serait nécessaire de réaliser une étude à l'échelle des électrodes dans les regroupements d'électrodes significatives et les bandes de fréquences identifiées.

2.3.4.3 Discussion

Dans l'article original de Xie et al. [23], il est indiqué que les oscillations thêta et gamma sont utilisées pour transmettre des informations dites "feedforward", tandis que les oscillations alpha et bêta sont utilisées pour transmettre des informations de "feedback" [23, 38]. Cela fait référence à la façon dont l'information est traitée dans le cerveau, en particulier dans le système visuel. En effet, le cerveau utilise des oscillations neurales pour transmettre des informations. Le terme "feedforward" fait référence au processus par lequel l'information sensorielle est transmise de l'entrée sensorielle (cortex visuel primaire au niveau occipital par exemple), à des régions du cerveau de plus en plus haut niveau pour le traitement (cortex

visuel secondaire au niveau temporo-occipital par exemple). Ainsi, dans le système visuel, l'information visuelle est transmise de la rétine vers le cortex visuel primaire puis vers des régions du cerveau de plus en plus élevées pour le traitement telles que la zone frontale du cortex. Le terme "feedback" fait référence au processus par lequel l'information est transmise des régions du cerveau de plus haut niveau aux régions de plus bas niveau. Dans le contexte de la vision, on pourrait parler d'une transmission des informations des zones frontales vers le lobe occipital.

Afin de proposer une interprétation, il est également nécessaire de s'intéresser aux différentes bandes de fréquences et à leur rôle spécifique dans le contexte de la visualisation.

Tout d'abord, l'activité thêta est souvent associée à des processus cognitifs tels que l'attention, la mémoire de travail et la récupération de la mémoire épisodique [39]. Dans les tâches de perception, une augmentation de la puissance thêta est observée lors de tâches nécessitant l'encodage et la récupération d'informations visuelles notamment. Les oscillations thêta peuvent également jouer un rôle dans l'intégration de l'information sensorielle et les processus de prise de décision.

L'activité alpha est généralement associée à un état de relaxation et à une diminution de l'attention aux stimuli externes [39]. Il a été démontré que lors des tâches de perception, la puissance alpha augmente lorsque les individus ferment les yeux ou déplacent leur attention loin des stimuli externes. Une réduction de la puissance alpha est observée lors de l'engagement actif avec les stimuli sensoriels [40].

L'activité bêta est elle associée au traitement cognitif actif, à la résolution de problèmes et à la concentration. La puissance bêta augmente pendant l'attention soutenue et l'effort cognitif [40]. Une activité bêta plus élevée est observée dans les situations stressantes ou lors de tâches exigeantes.

Enfin, les oscillations gamma sont associées aux fonctions cognitives de haut niveau, notamment la perception, l'attention, la mémoire et la conscience [41]. Dans les tâches de perception, une augmentation de la puissance gamma est observée lors du traitement des stimuli sensoriels, notamment en réponse à des stimuli complexes ou saillants. L'activité gamma est supposée être impliquée dans la liaison des caractéristiques sensorielles en percepts cohérents et la synchronisation des ensembles neuronaux sous-jacents à la perception [41]. Plus spécifiquement, les ondes gamma 1 sont associées à la perception, à la conscience et à la cognition supérieure. Les ondes gamma 2 sont plus impliquées dans l'intégration sensorielle, l'apprentissage et l'encodage de la mémoire.

La puissance d'une bande de fréquences est généralement interprétée comme reflétant l'activité synchrone des neurones dans cette bande de fréquences. Dans la littérature, il est indiqué que la perception visuelle implique à la fois un traitement feedback et feedforward. En revanche, l'imagerie visuelle implique principalement un traitement feedback [22]. Les oscillations thêta et gamma sont associées au traitement feedforward alors que les oscillations alpha et bêta portent les informations de feedback [23].

Dans l'étude réalisée, nous observons effectivement que les contributions de puissance pour alpha et bêta sont supérieures pour la tâche d'imagerie mentale. Cela est en accord avec le type de traitement attribué à l'imagerie mentale. Ainsi, les résultats de notre étude révèlent pour certaines bandes de fréquences des différences significatives entre la perception visuelle d'objets et l'imagerie mentale de ces mêmes objets.

Effectivement, nous avons observé que la bande de fréquences bêta présente les plus grandes différences significatives entre perception et imagerie mentale, et que cette différence peut être observée dans tous les regroupements d'électrodes mais plus encore dans les bandes occipitale, pariétale et pré-frontale (Figure 55 dans les Annexes). Cela met en lumière le rôle prépondérant des oscillations bêta dans le traitement des

stimuli visuels réels par rapport à leur représentation mentale. Dans la littérature, les ondes bêta de faibles amplitudes sont souvent associées à un état de pensée actif, occupé, voire anxieux, avec une haute concentration [42]. Dans le cas de ce protocole, la perception peut être considérée comme une tâche relativement passive bien que l'attention soit portée sur la discrimination d'un stimuli distracteur. En effet, si le stimuli distracteur n'est pas présenté, l'attention peut être considérée comme plus faible après la période d'évaluation du type de stimuli présenté. Au contraire, l'imagerie mentale peut être considérée comme une tâche plus active puisqu'une certaine concentration et un maintien de cette concentration est demandée aux sujets pour garder à l'esprit l'objet imaginé. Les résultats de cette étude semblent en accord avec le fait que la puissance bêta est considérée comme ayant une activité plus importante pendant l'attention soutenue et l'effort cognitif [40].

Dans l'article original [23] leur hypothèse était que les représentations partagées entre imagerie et perception émergent soit dans la gamme des fréquences alpha soit dans les fréquences bêta. Les représentations partagées entre l'imagerie mentale et la perception n'ont cependant été trouvées que dans la bande de fréquences alpha. Dans notre étude, nous trouvons également que la bande alpha est celle qui présente le moins de différences entre les 2 tâches. A travers notre analyse, nous pouvons ajouter que la bande de fréquences bêta, associée à une activité de feedback caractéristique de l'imagerie mentale, pourrait représenter la principale différence entre perception et imagerie mentale du fait des différences trouvées pour toutes les bandes d'électrodes. Cela pourrait être lié au traitement cognitif actif et à la concentration plus importante demandée par l'imagerie mentale comme explicité précédemment. Plus de travaux sont donc nécessaires afin de comprendre s'il s'agit d'une différence réelle entre perception et imagerie mentale ou bien une différence créée par le protocole utilisé.

En revanche, pour la bande de fréquences thêta, nous avons observé une contribution en puissance plus importante pour la perception par rapport à l'imagerie mentale et cette différence est significative pour la bande d'électrodes occipitale. D'après la littérature, les oscillations thêta jouent un rôle dans l'intégration de l'information sensorielle et les processus de prise de décision [43]. Lors de la tâche de perception, une prise de décision importante est demandée aux sujets, ce qui n'est pas le cas pour le protocole de la tâche d'imagerie mentale. Effectivement, pour rappel, lors de la tâche de perception, lorsque le participant voit un trombone, il doit appuyer sur Espace. Dans la tâche d'imagerie mentale, aucune tâche similaire n'est présente, le participant se contente d'imaginer le stimulus auditif énoncé. Ainsi, plus qu'une différence entre la perception et l'imagerie mentale, le choix et la construction du protocole pourrait expliquer cette différence de contribution de puissance. Une variante du protocole, avec également un choix dans la partie imagerie mentale ou aucun choix dans la partie perception, permettrait d'étudier plus rigoureusement cette bande de fréquences.

Ensuite pour la bande de fréquences alpha, comme explicité plus haut, les tendances proches d'évolution des puissances, et le fait que les tests statistiques n'ont pas montré de différence significative dans la majorité des bandes d'électrodes, peuvent être interprétés comme le fait que la perception et l'imagerie mentale partagent des représentations neuronales dans la plupart des bandes de fréquences et notamment dans la bande de fréquences alpha. Cela est en accord avec les résultats de l'article original [23]. Effectivement, les auteurs ont constaté que les représentations partagées entre perception et imagerie mentale d'objets sont présents dans la bande de fréquences alpha et ces similitudes proviennent majoritairement des électrodes postérieures (Partie F de la figure 15). Nos résultats montrent effectivement que la contribution en puissance est plus importante pour les groupes d'électrodes postérieurs et que seule qu'une légère différence significative entre les tâches est présente pour les électrodes du groupe frontal donc dans la partie antérieure du cortex.

Enfin, en ce qui concerne les bandes gamma, nos résultats indiquent une contribution plus importante de ces oscillations pour l'imagerie mentale par rapport à la perception. La bande de fréquences gamma n'avait pas été étudiée dans l'article de Xie et al. [23]. Dans notre étude, nous observons que la contribution de la bande gamma 2 est supérieure pour l'imagerie mentale par rapport à la perception et particulièrement au niveau des bandes d'électrodes centrale et pré-frontale. En revanche, pour la bande gamma 1, nous constatons que l'écart entre les activités de puissance reste constant pour toutes les zones d'électrodes, indépendamment de la tâche cognitive bien qu'une différence significative puisse être constatée au niveau des électrodes de la zone occipitale. Dans la littérature, l'activité gamma est associée à des fonctions cognitives de haut niveau telles que la perception, l'attention, la mémoire et la conscience. Elle est supposée jouer un rôle crucial dans la liaison des caractéristiques sensorielles en percepts cohérents et dans la synchronisation des ensembles neuronaux associés à la perception. Malgré les différences évidentes dans la nature des tâches, les oscillations gamma semblent présenter des caractéristiques communes dans leur contribution à la perception visuelle et à l'imagerie mentale au niveau des processus de haut niveau. En effet, la différence notable entre les deux tâches se trouve dans la bande de fréquences gamma 1 pour la bande d'électrodes occipitales. Il pourrait donc y avoir une zone cérébrale permettant de différencier perception et imagerie mentale au niveau des aires visuelles primaires spécialisées dans la perception visuelle primaire. Cependant, cette différence s'estompe dès l'arrivée dans des zones de plus haut niveau. Cette similarité peut suggérer que les mêmes réseaux neuronaux ou processus de traitement sont activés lors de l'exécution de ces deux types de tâches. Il est ainsi possible que les oscillations gamma jouent un rôle général dans la mise en œuvre de processus cognitifs de haut niveau, tels que la représentation perceptive et la manipulation d'informations mentales, indépendamment de la modalité de la tâche.

En conclusion, notre étude apporte de nouvelles perspectives sur les mécanismes neuronaux sous-jacents à la perception visuelle et à l'imagerie mentale, soulignant l'importance des oscillations cérébrales dans ces processus cognitifs fondamentaux. L'observation des nombreuses similarités d'allures entre imagerie mentale et perception permettent de faire l'hypothèse que l'imagerie mentale est une simulation de l'activité perceptive, comme démontré par Behrend [44]. D'après Dijkstra et al. [19] au cours de la perception et de l'imagerie, le cortex pariétal est impliqué dans l'attention spatiale, tandis que le cortex frontal représente la structure de stimulation pertinente pour la tâche. Leur étude a notamment montré que les représentations neuronales des stimuli perçus et imaginés sont similaire dans le cortex visuel, pariétal et frontal. Pour toutes les bandes de fréquences étudiées, à l'exception de bêta, nous avons remarqué de nombreuses similarités entre perception et imagerie mentale pour les différentes bandes de fréquences. De plus, nos résultats montrent que pour les zones citées par Dijkstra, il existe une différence nettement significative (p -value < 0.001) pour bêta dans ces zones spécifiques, donnant une intuition supplémentaire que l'activité bêta est un des différenciateurs majeurs entre perception et imagerie mentale. D'autres études sont nécessaires pour affirmer ces hypothèses et comprendre les raisons de ces différences et similitudes pour les tâches de perception et d'imagerie mentale.

2.3.5 L'Analyse de Motifs Multivariés (MVPA) des evokes

Cette section s'intéresse à la dernière partie de l'analyse des différences et similitudes entre imagerie mentale et perception visuelle.

2.3.5.1 Méthode et Résultats

L'Analyse de Motifs Multivariés (MVPA) en EEG est une méthode analytique avancée qui permet de décoder les schémas complexes d'activité cérébrale associés à différents états mentaux ou conditions expérimentales. Contrairement aux méthodes traditionnelles qui se concentrent sur des analyses univariées, la

MVPA exploite l'information multivariée contenue dans les données EEG en considérant simultanément les contributions de plusieurs électrodes. Pour ce faire, la MVPA utilise des algorithmes d'apprentissage automatique tels que les machines à vecteurs de support (SVM), la régression logistique, les réseaux de neurones artificiels, ou les méthodes de classification basées sur des arbres de décision. Ces algorithmes sont entraînés sur des données EEG étiquetées pour apprendre à distinguer les modèles d'activité cérébrale associés à différentes conditions expérimentales.

La MVPA est souvent associée à une généralisation temporelle (Time Generalization). Cette approche permet d'explorer l'évolution temporelle des schémas d'activité cérébrale associés à différents états mentaux ou conditions expérimentales. Le principe de la généralisation temporelle consiste à entraîner un modèle de classification sur une fenêtre temporelle donnée, puis à tester ce modèle sur toutes les autres fenêtres temporelles de l'expérience. Cette approche permet d'évaluer comment les informations apprises à partir d'une fenêtre temporelle spécifique s'appliquent à d'autres moments temporels de l'expérience. Ainsi, cette méthode offre une perspective dynamique sur l'activité cérébrale, permettant de mieux comprendre comment les processus cognitifs évoluent au fil du temps et comment ils sont représentés dans les données EEG [23].

Cette approche a été utilisée tout d'abord sur les evokes d'une même tâche. Nous avons utilisé la régression logistique pour classifier les différents evokes d'une même tâche (à travers les différents participants). Chaque catégorie de stimuli (plantes, animal, objet, partie du corps humain) a été entraînée contre l'une des autres dans la tâche de classification. Les scores des 6 classifieurs ont ensuite été moyennés afin d'obtenir une généralisation de chacune des tâches et se concentrer sur une tâche globale (perception ou imagination), plutôt que sur la distinction trop spécifique entre animal et plante par exemple, et qui n'est pas la question de recherche principale de cette étude. Afin de visualiser avec plus de facilités les résultats, ces derniers ont été sous-échantillonnés à 1/10 afin d'identifier les patterns plus important.

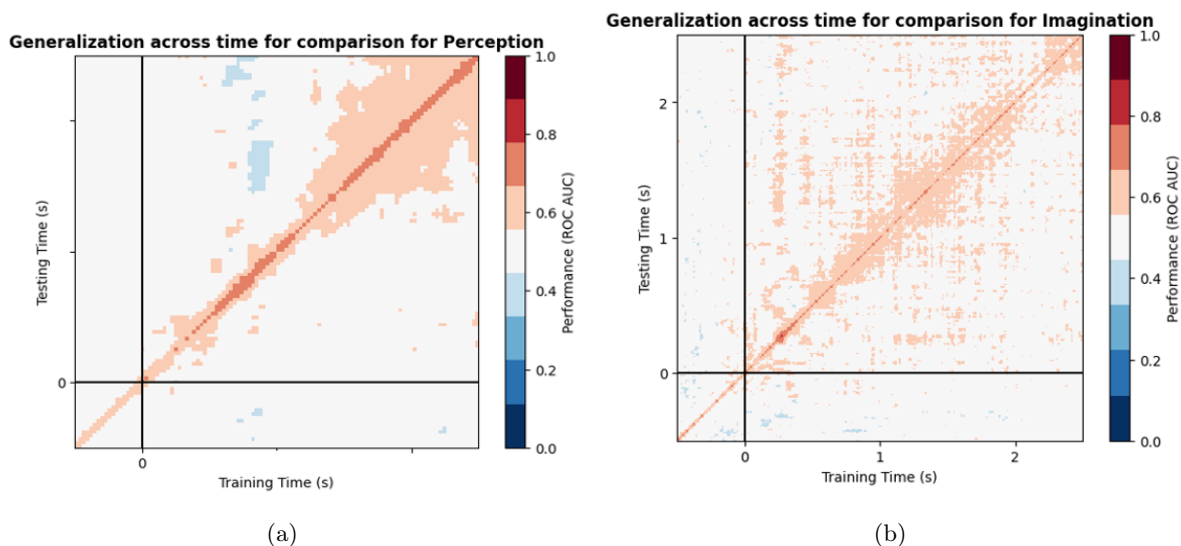


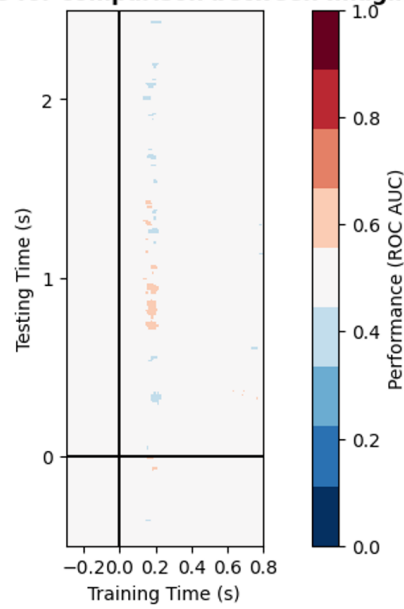
FIGURE 36 – La MVPA avec une généralisation temporelle pour les différentes catégories d'evokes de tous les participants (a) pour la tâche de perception et (b) pour la tâche d'imagerie mentale

La diagonale est très clairement visible sur les deux graphiques de la figure 36 et témoigne du bon fonctionnement de l'analyse. Effectivement, la diagonale représente la performance du modèle de classifi-

cation lorsque les données d'entraînement et de test se chevauchent dans le temps. Une diagonale nette et avec une grande performance indique que le modèle est capable de généraliser efficacement les schémas d'activité cérébrale appris à partir d'une fenêtre temporelle spécifique. Autour de la diagonale, pour la tâche de perception, il est possible de voir un étalement très net de la performance de la classification avec l'avancée dans le temps. Pour la tâche d'imagerie mentale cependant, ce pattern est moins net et l'étalement autour de la diagonale est plus restreint et relativement constant dans le temps.

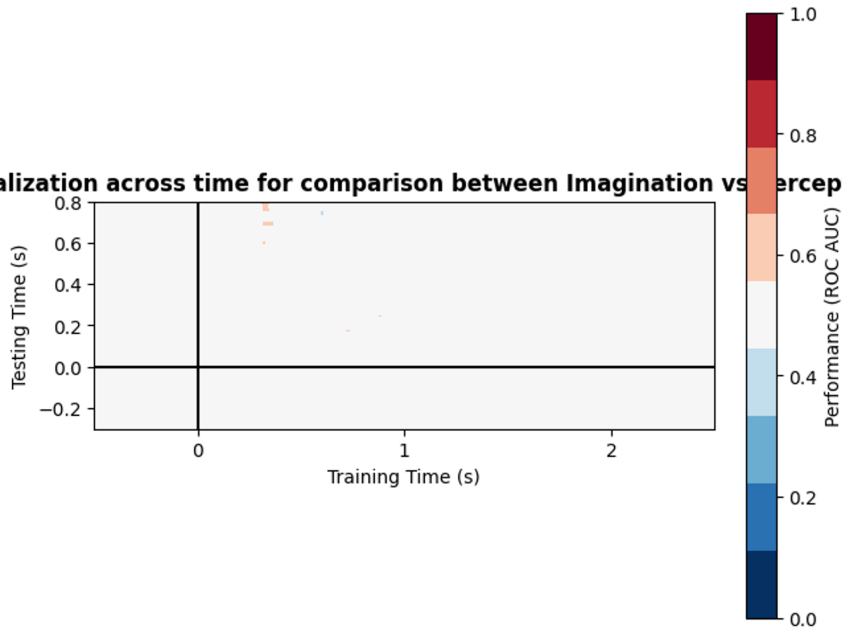
Dans la figure 37, le modèle MVPA précédemment décrit a également été utilisé. Cette fois, les données correspondants aux deux tâches, à savoir perception et imagerie mentale, ont été utilisées soit pour l'entraînement soit pour le test afin de croiser les activités cérébrales des deux tâches et comprendre les similarités et différences temporelles entre elles. Les données ont ensuite été sous-échantillonnées à 1/10 afin d'observer certains patterns dans la matrices obtenue. Cette étude montre une asymétrie dans les résultats de classification entre la perception et l'imagerie mentale. Lors de l'entraînement du modèle sur les données de perception et le test sur l'imagerie mentale (Partie a de la figure 37), il est possible d'observer une classification significativement au-dessus du niveau de chance dans des intervalles de temps spécifiques (150-220 ms pour la perception et 700-1000 ms pour l'imagerie mentale). Ces résultats ne se retrouvent cependant pas dans le cas inverse (Partie b de la figure 37), lorsque le modèle est entraîné sur les données d'imagerie mentale et testées sur les données de perception.

Generalization across time for comparison between Imagination vs Perception



(a)

Generalization across time for comparison between Imagination vs Perception



(b)

FIGURE 37 – MVPA avec une généralisation temporelle pour les différentes catégories d'epochs pour tous les participants (a) avec l'entraînement sur la tâche de perception et le test sur la tâche d'imagerie mentale, (b) avec l'entraînement sur la tâche d'imagerie mentale et le test sur la tâche de perception

2.3.5.2 Discussion

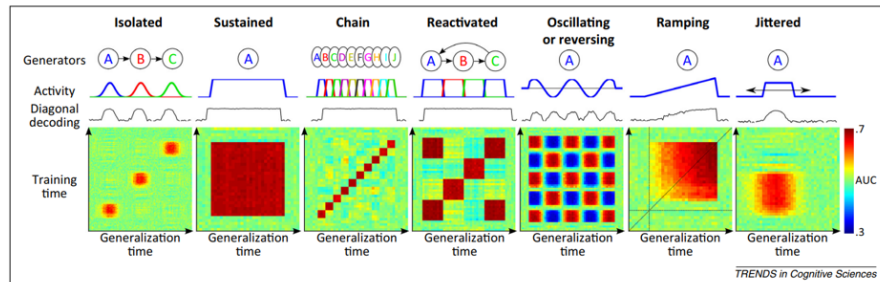


Figure 2. Generalization across time: principles and possibilities. The temporal generalization matrix (see Figure 1 in Box 1) contains detailed information about the underlying brain processes. For illustration, we simulated seven different temporal structures. For each one, the generators (neural generators A, B, C, and so on), their time course, the diagonal decoding performance summarized with the area under the curve (AUC), and the full temporal generalization matrix are displayed. **Isolated:** Three simulated brain regions are differentially activated at three distinct times, leading to three isolated patterns of above-chance decoding performance. **Sustained:** Analysis of a single process maintained over time leads to a square-shaped decoding performance. **Chain:** Decoding a chain of distinct generators leads to a diagonal-shaped decoding performance, because each component generalizes over a brief amount of time only. **Reactivated:** A given generator reactivates at a later time, leading to transient off-diagonal generalization. Note that the maintained, chain, and reactivated conditions are indistinguishable from their diagonal performance, but are easily separated by their temporal generalization matrices. **Oscillating:** An oscillatory or reversing component leads to transient below-chance performance. **Ramping:** Slowly increasing activity leads to a subtle asymmetry; temporal generalization is higher when the classifier is trained with high signal-to-noise data and tested with noisier signals than in the converse condition. **Jittered:** Temporal jitter in activation onset smoothes the generalization matrix both horizontally and vertically.

FIGURE 38 – Simulations de motifs MVPA en fonction du type de générateurs [45]

Concernant la MVPA entraînée et testée sur la perception (Partie a de la figure 36), et en se basant sur les types de motifs définis par King et al. [45] (Figure 38), il est possible d'observer une diagonale nette indiquant une bonne performance du modèle et qui s'étend ensuite. Contrairement à la représentation pour l'imagerie mentale (Figure 36, B), les plages de couleurs sont bien plus distinctes et délimitées. Il y a donc une transition entre motif diagonal ou chaîne vers un motif plus proche de celui qualifié de "ramping" ou progressif si on se réfère à la figure 38. D'après, les modèles proposés par King et al. [45], le motif type chaîne tient son nom du fait que le décodage d'une chaîne de générateurs distincts forme une diagonale dans la représentation visuelle du MVPA. Le motif progressif dénote une augmentation lente de l'activité qui conduit à une certaine asymétrie. On peut donc faire l'hypothèse qu'au début de la perception visuelle, jusqu'aux alentours de 350 ms, plusieurs processus ont lieu à la chaîne pour décoder ce qui est perçu visuellement et ensuite, il y aurait une stabilisation des processus neuronaux. On observe donc une activité spécifique au type de stimuli au début, qui se traduit uniquement par une diagonale, puis une généralisation des processus neuronaux qui se maintient dans le temps conduisant à des similitudes de l'activité neuronale au cours du temps une fois que la perception est stabilisée et que l'image a été analysée et interprétée. Cette découverte est en accord avec la latence moyenne de la perception humaine trouvée dans la littérature.

Au contraire, pour l'imagerie mentale (Partie b de la figure 36), les patterns sont moins clairs et pourraient dénoter le fait que l'imagerie mentale est une expérience bruitée qui varie d'un individu à l'autre mais aussi au sein même de l'individu ce qui rend la compréhension temporelle des mécanismes d'imagerie mentale plus complexe.

Lorsque nous avons entraîné le modèle MVPA sur les données de perception et que nous l'avons testé sur les données d'imagerie mentale, cette étude a démontré une classification supérieure au hasard entre 150 ms et 220 ms pour la perception et entre 700 ms et 1000 ms pour l'imagerie mentale (Figure 37). En revanche, lorsque le processus est inversé (entraînement sur l'imagerie mentale et test sur la perception), nous n'observons rien au dessus du niveau de chance. Les résultats suggèrent que les patterns d'activité cérébrale associés à la perception sont plus discriminants que ceux associés à l'imagerie mentale dans les intervalles de temps spécifiés. Cela pourrait signifier que les régions cérébrales impliquées dans la perception sont plus spécifiques et stables dans leur activité que celles impliquées dans l'imagerie mentale. Cette

hypothèse est en accord avec le caractère bruité de l'imagerie mentale, du fait des différences inter et intra individuelles. Ainsi il est probable qu'il existe des différences subtiles dans les schémas neuronaux entre la perception et l'imagerie mentale, qui ne permettent pas une généralisation directe des modèles d'imagerie mentale à la perception. Ces résultats suggèrent que bien que la perception et l'imagerie mentale partagent certaines similitudes neurales, il existe des différences subtiles qui doivent être prises en compte dans la modélisation des processus cognitifs et dans la conception d'applications pratiques, telles que les interfaces cerveau-ordinateur basées sur l'imagerie mentale. Dans un autre article de 2019 [19], il était mentionné que la dynamique temporelle au cours de l'imagerie et de la perception semble être différente, ce qui pourrait expliquer le peu de résultats obtenus dans notre cas. Ainsi, il est difficile de tirer des conclusions en raison de l'incertitude temporelle lors de l'imagerie.

Dans une future étude, il serait intéressant de réaliser la même étude en utilisant d'autres modèles de classifieurs afin de tester la robustesse de ces résultats pour cette base de données spécifique. De plus, de nouvelles études avec d'autres bases de données et des protocoles différents sont nécessaires afin de confirmer ou d'infirmer les hypothèses décrites dans ce rapport sur les similitudes et différences entre les tâches de perception et d'imagerie mentale.

Cette étude, bien que présentant peu de résultats d'intérêts, a permis de mettre en évidence les difficultés et les biais auquel tout scientifique doit faire face lors de la conception d'un protocole en neurosciences cognitives. Elle nous a également permis de mettre en place de premières analyses des signaux EEG et de mettre en place une démarche scientifique avec des questions de recherche, la formulation d'hypothèses et la recherche dans la littérature scientifique.

2.4 Réalisation d'une recherche en neurologies cliniques : étude des marqueurs électrophysiologiques de la dépression en EEG

L'étude précédente portait sur la nature et les mécanismes liés aux tâches de perception et d'imagerie mentale visuelle. Comme cela a été explicité, peu de littérature est présente sur ce sujet relativement récent et, dans le cadre de ce sujet exploratoire, en l'absence de laboratoire support et d'experts sur ce sujet bien spécifique, de nombreux résultats et hypothèses restent en suspens, dans l'attente d'autres études par des chercheurs experts.

Dans ce contexte, et compte tenue du peu d'expérience de Dassault Système dans le domaine de l'EEG, il semblait pertinent de s'intéresser à un sujet plus applicatif et centré sur les maladies, en lien avec certaines thématiques de l'équipe Neuro Twin. J'ai donc été force de proposition et suggéré l'étude des marqueurs biologiques de la dépression qui est un vaste champ d'étude pour lequel il reste beaucoup à découvrir.

2.4.1 Présentation de la dépression et de la recherche de marqueurs biologiques en EEG

2.4.1.1 Introduction

L'objectif de cette analyse est d'identifier des marqueurs biologiques fiables pour la dépression, à partir des signaux EEG. En effet, avec des millions de personnes touchées par la dépression chaque année et la subjectivité des méthodes de diagnostic actuelle, il est nécessaire de développer des techniques de diagnostic plus précises et objectives. Les signaux EEG sont prometteurs pour l'identification de marqueurs biologiques objectifs de la dépression, ce qui pourrait améliorer le diagnostic et le traitement des patients.

Cette étude vise donc à explorer les signaux EEG à l'état de repos par l'utilisation de divers métriques afin de tenter de découvrir des indicateurs biologiques fiables de la dépression. Pour cette étude, nous avons identifié plusieurs questions d'intérêt :

- Quels sont les défis potentiels dans l'utilisation de l'EEG pour le diagnostic de la dépression ?
- Quelles métriques sont d'intérêt selon la littérature ? Selon les analyses menées dans cette étude ?
- En combinant différentes bases de données, est-il possible de réaliser une méta-analyse afin d'identifier des marqueurs biologiques pertinents ?

Le pipeline général pour ce projet suit les grandes étapes proposées dans l'article de Garg et al. [46] et comprend cinq parties (Figure 39). Dans notre cas, l'acquisition de données n'est pas possible, nous nous appuyons donc sur deux bases de données publiques qui seront décrites dans la suite de ce rapport. Dans toute analyse EEG, une étape de pré-traitement des données est nécessaire pour tenter le plus possible de nettoyer le signal et d'éliminer les artefacts. Dans notre cas, ce pré-traitement est également nécessaire afin de réaliser une uniformisation entre les bases de données. Ensuite de nombreux marqueurs biologiques vont être extraits et les plus pertinents seront ensuite sélectionnés et donnés à un classifieur dont l'usage est d'aider au diagnostic des personnes atteintes ou non de dépression.

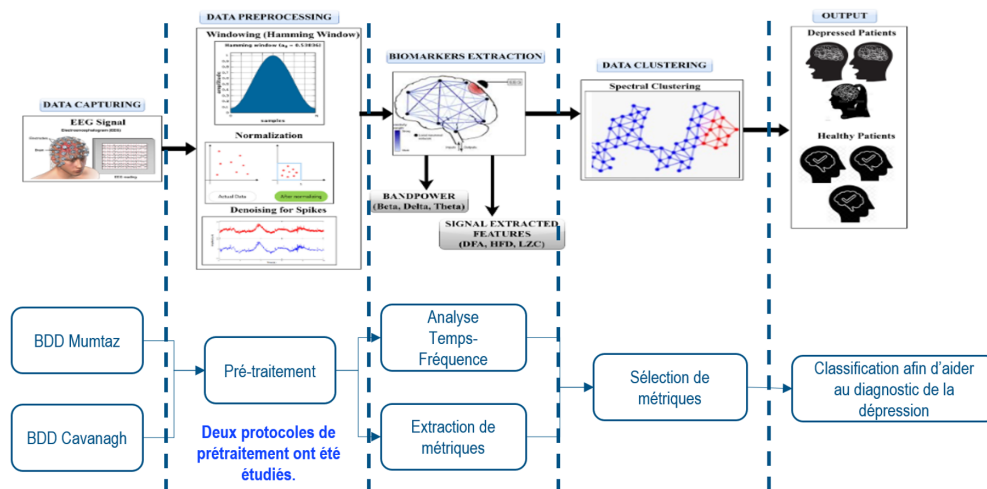


FIGURE 39 – Pipeline général de la méta-analyse sur la dépression (inspirée de [46])

2.4.1.2 Dépression et diagnostic

Selon l'Organisation mondiale de la santé, plus de 300 millions de personnes dans le monde souffrent de troubles dépressifs, représentant la principale cause d'invalidité [47]. La dépression se caractérise par un manque de motivation, la difficulté à expérimenter le plaisir, un impact négatif sur les activités de la vie quotidienne et, dans les cas extrêmes, la dépression peut conduire au suicide (Figure 40). Selon les statistiques, ce trouble est environ 50% fois plus fréquent chez les femmes que chez les hommes [47]. Cette maladie est d'autant plus préoccupante que le nombre de personne en souffrant évolue chaque année, notamment depuis la crise de la COVID-19.



FIGURE 40 – Principaux symptômes de la dépression [48]

Bien que les causes exactes de la maladie soient encore inconnues, la plupart des chercheurs ont attribué des facteurs génétiques, environnementaux ou psychologiques à cette maladie. Ainsi, diagnostiquer la dépression avec précision est difficile en raison de l'absence de marqueurs biologiques identifiables et de la nature subjective des réponses des patients aux questionnaires d'évaluation psychologique. Effectivement, l'approche classique pour détecter la dépression repose sur un questionnaire clinique, qui dépend des réponses des patients ainsi que de l'observation de leurs activités comportementales. Les questionnaires sont donc particulièrement sujets à la subjectivité humaine. De nombreux questionnaires bien connus ont été utilisés pour détecter les catégories de dépression. Selon le score calculé lors de l'entretien avec le patient, les psychiatres peuvent classer la dépression par degré de gravité (léger, modéré ou sévère). Brièvement, les tests les plus utilisés dans la pratique clinique sont les suivants [49] :

- Inventaire de dépression de Beck (BDI-II) : le test prend environ 10 minutes et un score de 0 à 63 est calculé à partir de 21 items.
- Échelle de dépression du Centre d'études épidémiologiques (CES-D) : ce test est utilisée pour les examens préliminaires de la dépression. Il comprend un total de 20 questions avec un score allant de 0 à 60. Il prend environ 20 minutes.
- Échelle de dépression de Hamilton (HAM-D) : ce test contient 21 items notés de 0 à 21 et il faut en moyenne 25 minutes pour le compléter.
- Questionnaire de santé du patient (PHQ-9) : ce test comprend 9 questions, le score est compris entre 0 et 27 et il faut entre 2 à 5 minutes pour le compléter.

Dans cette étude, nous allons majoritairement nous concentrer sur le premier test, le score BDI-II, qui est un des plus utilisé dans le monde. Il a été développé par le Dr Aaron T. Beck, psychiatre, dans les années 1960. Le BDI-II est conçu pour évaluer divers symptômes couramment associés à la dépression. L'objectif principal de ce test est de mesurer l'intensité des symptômes de dépression éprouvés par un individu. Il fournit une évaluation quantitative de la sévérité de la dépression, permettant aux cliniciens et aux chercheurs d'évaluer les changements des symptômes au fil du temps et de suivre les progrès du traitement.

Comme énoncé plus tôt, le BDI-II se compose d'une série de 21 questions ou énoncés décrivant les symptômes courants de la dépression. Les répondants sont invités à évaluer comment ils se sont sentis au cours de la semaine écoulée. Chaque élément est noté sur une échelle de 0 à 3 ou de 0 à 4, selon la version utilisée.

Les plages de score sont réparties comme suit :

- 0-13 : Aucune dépression
- 14-19 : Dépression légère
- 20-28 : Dépression modérée
- 29-63 : Dépression sévère

Bien que le BDI-II soit un outil précieux pour évaluer la dépression, il est important de noter qu'il s'agit d'une mesure d'auto-évaluation et qu'il repose sur la capacité de l'individu à rapporter précisément ses symptômes. Il peut ne pas capturer tous les aspects de la dépression, et des outils d'évaluation supplémentaires ou des entretiens cliniques peuvent être nécessaires pour une évaluation complète. Dans tous les cas cette évaluation restera subjective du fait de l'absence de marqueurs biologiques objectifs.

2.4.1.3 Signaux EEG et dépression

Depuis quelques années, la communauté scientifique a utilisé l'EEG pour mieux comprendre les mécanismes derrière certaines maladies mentales et trouver des marqueurs biologiques pour aider au diagnostic de nombreuses maladies.

Un marqueur biologique peut être défini comme "une caractéristique mesurée et évaluée de manière objective, indiquant des processus biologiques normaux, des processus pathogènes ou des réponses pharmacologiques à une intervention thérapeutique" [49]. Ainsi, identifier des marqueurs biologiques EEG pour la dépression est important pour la communauté médicale car cela peut aider à diagnostiquer le trouble de manière plus objective qu'un questionnaire sujet à la subjectivité des professionnels et des patients. Une étude pour identifier des marqueurs biologique de la dépression est cependant difficile car la dépression présente des symptômes hétérogènes, conduisant à de nombreux candidats dans la littérature, mais assez peu de résultats communs entre différents articles traitant pourtant du même sujet.

Ainsi, les études EEG sur la dépression sont confrontées à une variété de défis, parmi lesquels :

- L'hétérogénéité de la dépression : La dépression est un trouble très hétérogène avec une large gamme de symptômes et de sévérités. Cette variabilité rend difficile l'identification de modèles EEG cohérents à travers différentes études et populations de patients.
- La taille et la diversité de l'échantillon de l'étude : De nombreuses études souffrent de petites tailles d'échantillon, ce qui limite la généralisation des résultats. De plus, il y a souvent un manque de diversité dans les échantillons, donc l'étude d'une population spécifique, ce qui peut biaiser les résultats et rendre difficile l'application des conclusions à des populations plus larges.
- Les effets des médicaments : De nombreux participants aux études sur la dépression prennent des médicaments, ou en ont pris, ce qui peut altérer les signaux EEG. Effectivement, l'arrêt des médicaments, qui peut sembler une bonne idée, peut aggraver certains symptômes dépressifs.
- La variabilité dépendante de l'état : Les signaux EEG peuvent varier en fonction de l'état mental actuel du participant, du niveau de vigilance et des activités récentes (privation de sommeil, consommation de caféine...).
- La standardisation des protocoles : Il existe un manque de standardisation dans les protocoles d'enregistrement EEG, le pré-traitement des données et les techniques d'analyse. Cette variabilité peut conduire à des résultats incohérents ou non comparable entre différentes études.

- La contamination par les artefacts : Les données EEG sont sensibles à divers artefacts, tels que les clignements des yeux, les mouvements musculaires et les interférences électriques externes. Ces artefacts peuvent obscurcir les signaux neuronaux liés à la dépression.

2.4.2 Présentation des bases de données utilisées

Dans le cadre de cette analyse, la volonté était de conduire une méta-analyse et de trouver des marqueurs biologiques communs à plusieurs bases de données lors de la réalisation d'un même protocole de traitement des données. La tâche de repos, yeux fermés et yeux ouverts, est celle qui est la plus étudiée actuellement pour tenter de diagnostiquer la dépression. Cette tâche sera détaillée dans la suite du rapport pour chaque base de données étudiée. Dans le cadre de ce stage, nous n'avons bien évidemment pas eu la possibilité d'acquérir nous mêmes nos propres données, impliquant une certaine dépendance aux bases de données publiquement disponibles. Deux bases de données ont été étudiées, la première sera surnommée BDD (Base de Données) de Mumtaz [50] et la deuxième BDD de Cavanagh [51], du nom des investigateurs principaux des recherches. Dans l'idéal, nous aurions voulu avoir accès à une troisième BDD, très étudiée dans ce champ de discipline qui est la BDD MODMA. La procédure administrative et notamment le remplissage d'un EULA a été effectué mais malheureusement aucun retour de la part des administrateurs de la BDD n'a été donné à l'écriture de ce rapport, ce qui ne nous a pas permis de l'inclure dans nos analyses et dans ce rapport.

Les deux bases de données utilisées présentent de nombreuses différences, notamment l'âge des sujets, le fait de fournir ou non le score BDI, le dispositif EEG utilisé pour acquérir les données, les paramètres d'acquisition utilisés, la conception du protocole et le format des fichiers (Figure 41).

Features	BDD de Mumtaz	BDD de Cavanagh
Base de Donnée	Figshare: https://figshare.com/articles/dataset/EEG-based_Diagnosis_and_Treatment_Outcome_Prediction_for_Major_Depressive_Disorder/3385168 (CC BY 4.0)	Open Neuro : doi:10.18112/openneuro.ds003478.v1.1.0 (CC0)
Participants	Le recrutement a impliqué deux groupes de participants de l'Hôpital Universiti Sains Malaysia : <ul style="list-style-type: none"> • 34 patients atteints de dépression (femmes = 18) (âge moyen = 40,33, SD = ± 12,861) • 30 sujets témoins en bonne santé (femmes = 9) (âge moyen = 38,227, SD = ± 15,64) 	Le recrutement a impliqué deux groupes de participants de l'Université de l'Arizona : <ul style="list-style-type: none"> • 45 patients atteints de dépression (34 femmes) • 76 témoins en bonne santé. Les participants étaient âgés de 18 à 25 ans, sans antécédents de traumatisme crânien ou de crises, et sans utilisation actuelle de médicaments psychoactifs
Score de dépression	Les patients atteints de dépression ont subi une période de sevrage médicamenteux de 2 semaines avant l'acquisition des données EEG. Pour évaluer la sévérité de la maladie, BDI-II a été utilisé. Le score exact du BDI n'est pas fourni. L'étude a employé des patients déprimés de toutes les catégories de dépression (légère, modérée, sévère).	Les participants avec des scores BDI-II supérieurs à 13 ont été considérés comme déprimés. Le score exact du BDI est fourni. L'étude a inclus des patients déprimés de toutes les catégories de dépression (légère, modérée, sévère)
Dispositif EEG	Le système comprenait une casque électrogel à 19 électrodes utilisant un système 10-20 avec un amplificateur Brain Master Discovery. <ul style="list-style-type: none"> • Un filtre passe-bande de 0,5 Hz à 70 Hz avec un filtre notch supplémentaire (50 Hz) • La fréquence d'échantillonnage était de 256 Hz. • Les impédances n'ont pas été spécifiées. • La référence en ligne était les oreilles liées (LE). 	Le système comprenait un casque de 64 électrodes Ag/AgCl dans un système 10-10 utilisant un système Synamps2. <ul style="list-style-type: none"> • Un filtre passe-bande de 0,5 à 100 Hz a été utilisé • La fréquence d'échantillonnage était de 500 Hz. • Les impédances étaient inférieures à 10 kΩ. • La référence en ligne était un canal unique placé entre Cz et CPz.
Protocole	Les enregistrements EEG ont été effectués pendant des périodes de cinq minutes avec les yeux fermés (EC) et les yeux ouverts (EO) . Pendant la condition EO, les participants ont été invités à rester assis, détendus, avec des mouvements oculaires minimes. En cas de somnolence, les participants à l'étude étaient avertis par un signal sonore.	Toutes les données EEG brutes ont été enregistrées pendant 6 minutes par session dans un état de repos. Chaque session EEG comprenait des périodes avec les yeux fermés et les yeux ouverts, chaque période durait 1 minute et était effectuée dans un ordre aléatoire pour chaque participant.
Format	.edf	.set / .fdt

FIGURE 41 – Tableau comparatif entre les deux BDD utilisées dans cette étude

Comme explicité dans le tableau comparatif (Figure 41), les protocoles entre les deux BDD ne sont pas identiques (Figure 42). Ils se concentrent bien sur une tâche de repos en EEG, autrement dit des enregistrements de l'activité cérébrale dans le cas des yeux ouverts (EO) et fermés (EC), mais le protocole

d'enregistrement diffère. Effectivement, dans le cas de la BDD de Mumtaz, un enregistrement de 5 min a été réalisé successivement pour chacune des tâches. Dans le cas de la BDD de Cavanagh, les deux tâches sont alternées pendant 1 min au sein d'un même fichier avec un ordre aléatoire, créant un enregistrement d'environ 6 minutes.

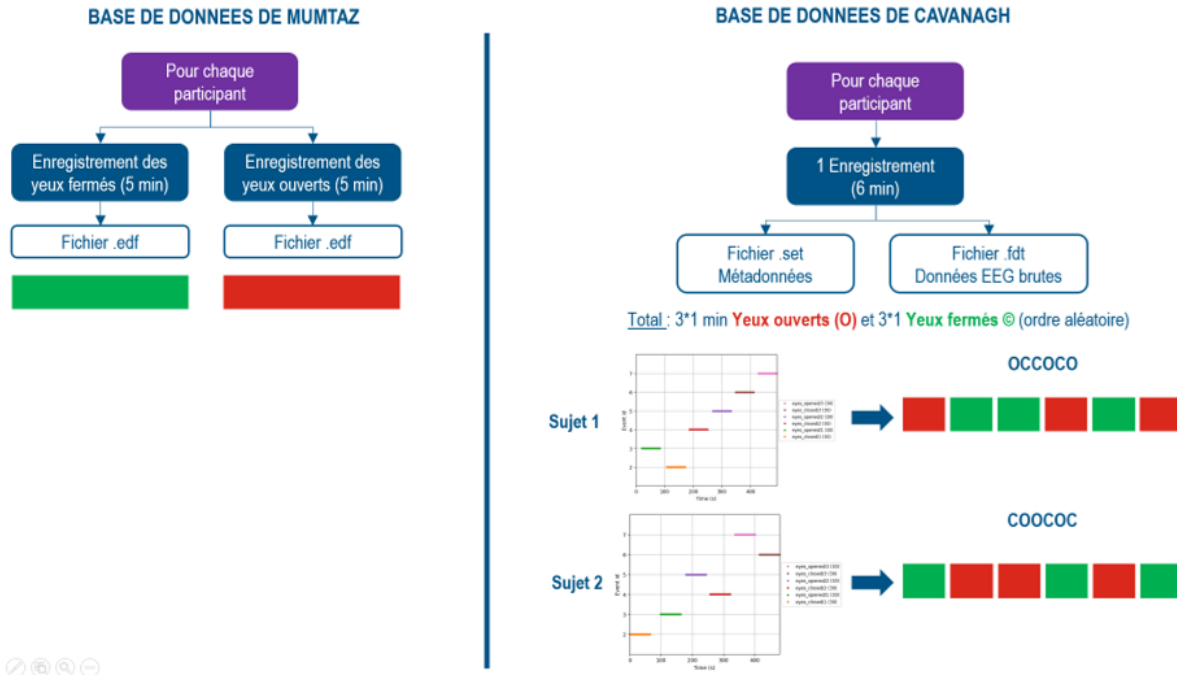
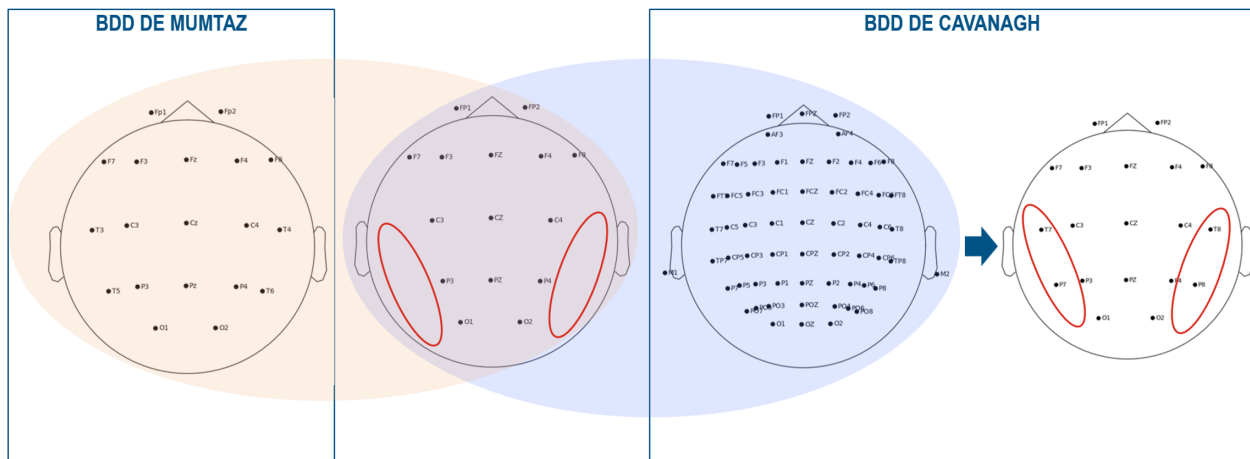


FIGURE 42 – Comparaison entre les protocoles des deux BDD

Une autre différence entre les BDD concerne le dispositif EEG utilisé. En effet, le nombre d'électrodes n'est pas exactement identique (Figures 41 et 43). L'union des 2 casques permet d'identifier 15 électrodes en commun parmi les 19 du casque de Mumtaz. Ainsi, 4 électrodes ne se retrouvent pas dans celui de Cavanagh. La figure 43 montre une absence de couverture du scalp au niveau de la région temporale ce qui conduit à une perte d'information au niveau de cette zone. Pour éviter une telle situation, les électrodes les plus proches entre Mumtaz et Cavanagh ont été sélectionnées. Pour cette étude, nous nous retrouvons donc avec 19 électrodes d'intérêt mais bien 2 casques différents (ceux situés aux extrémités droite et gauche de la figure 43)



Electrodes identiques: Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, C3, Cz, C4, P3, Pz, P4, O1, O2

Electrodes approximées: T3 → T7, T5 → P7, T4 → T8, T6 → P8

FIGURE 43 – Comparaison entre les casques EEG pour les BDD

2.4.3 Étape de pré-traitement

Comme explicité à la figure 39, le pré-traitement est une étape clé et la première étape indispensable à réaliser sur les données EEG brutes. Pour cela, certaines étapes et conventions doivent être respectées. Effectivement, lors de cette étape, de nombreux choix plus ou moins subjectifs sont réalisés puisqu'il existe de très nombreuses possibilités. Certains de ces choix peuvent être motivés par des réflexions théoriques biologiques ou électroniques alors que d'autres proviennent de la littérature et donc d'observations plus empiriques. Dans le cas de notre sujet d'étude spécifiquement, une revue de 2019 [52] suggère que pour permettre une comparaison facilitée entre les études, les travaux futurs doivent utiliser la référence moyenne commune et l'un des systèmes de positionnement d'électrodes internationaux. Il est également recommandé d'utiliser des taux d'échantillonnage élevés. Dans le cas des BDD étudiées, des électrodes spécifiques sont utilisées en tant que référence et un re-référencement a donc été réalisé avec la référence moyenne commune (average). En ce qui concerne les électrodes et la fréquence d'échantillonnage, nous sommes limités par la BDD de Mumtaz qui possède les caractéristiques les plus basses (Figure 41). Afin d'enlever les slow drifts et les bruits de hautes fréquences, notamment liés aux muscles, les signaux ont été filtrés entre 0.5 et 40 Hz.

Nous avons décidé de créer des epochs de 2 secondes avec un chevauchement d'une seconde pour l'extraction des caractéristiques EEG pour plusieurs raisons. Tout d'abord le découpage en epochs courts, inférieurs au temps minimal, de 1 minute pour chaque tâche, peut aider à minimiser l'impact du bruit non stationnaire et la présence d'artefacts à travers le fait de moyenniser les epochs à la suite de ce découpage. Ainsi, les signaux indésirables ont peu de chance de persister à travers plusieurs epochs. Ensuite, le fait de réaliser un chevauchement entre les segments de signaux permet d'augmenter la quantité de données disponibles pour l'analyse. Étant donné qu'il s'agit d'une unique tâche qui se poursuit sur une longue période de temps, ce chevauchement d'une seconde ne pose pas de problème pour observer les phénomènes communs se produisant dans le cerveau sur cette période. Cette augmentation des données donne une meilleure puissance statistique, permettant une extraction de caractéristiques plus robuste et une identification de marqueurs biologiques plus fiable.

La volonté dans cette étude était également de proposer une procédure automatisée, un "pipeline", pour ne pas être dépendant de l'opérateur. Pour cette raison, ICA a été utilisé en choisissant les électrodes

fronto-polaires (Fp1 et Fp2) pour tenter de réparer le plus possible les artefacts liés aux différents mouvements des yeux et clignements. D'autres bruits ont cependant une grande probabilité d'être présents et de contaminer les données. On peut notamment citer les artefacts liés aux muscles, aux électrodes défectueuses ou encore liés à la présence d'interférences électriques. La réparation de ces artefacts ne peut pas être réalisée de manière automatique par ICA. Pour cette raison, 2 fonctions ont été ajoutées aux pipelines de pré-traitement, RANSAC et AutoReject.

RANSAC est une méthode statistique robuste utilisée pour estimer un modèle en présence d'un grand nombre de valeurs aberrantes dans une électrode. Dans les cas des signaux EEG, RANSAC identifie les mauvaises électrodes en fonction de leur performance globale sur l'ensemble de l'enregistrement. Le nombre original d'électrodes est maintenu, mais les données sont nettoyées en atténuant l'influence de ces électrodes défectueuses. Concernant AutoReject, cette méthode se concentre sur l'identification et la correction des artefacts à un niveau plus granulaire, au sein des epochs. Effectivement,

AutoReject fonctionne au sein des epochs pour identifier et corriger les segments défectueux. Cette fonction vise à préserver autant de données valides que possible grâce à des corrections locales.

L'utilisation des deux méthodes garantit que l'analyse conserve autant de données utilisables que possible, tout en améliorant la qualité des signaux EEG pour une analyse ultérieure.

Dans le cas de cette étude, un premier pré-traitement avait été proposé, avec pour inspiration les étapes du script de pré-traitement proposé par Bathelt et al. [53] (Figure 44). Ce pipeline général a dû être adapté aux spécificités des BDD. Dans la section de présentation des BDD, il a en effet été montré que les BDD n'ont pas le même protocole ni le même dispositif EEG ce qui a nécessairement conduit à une adaptation de ce pipeline général.

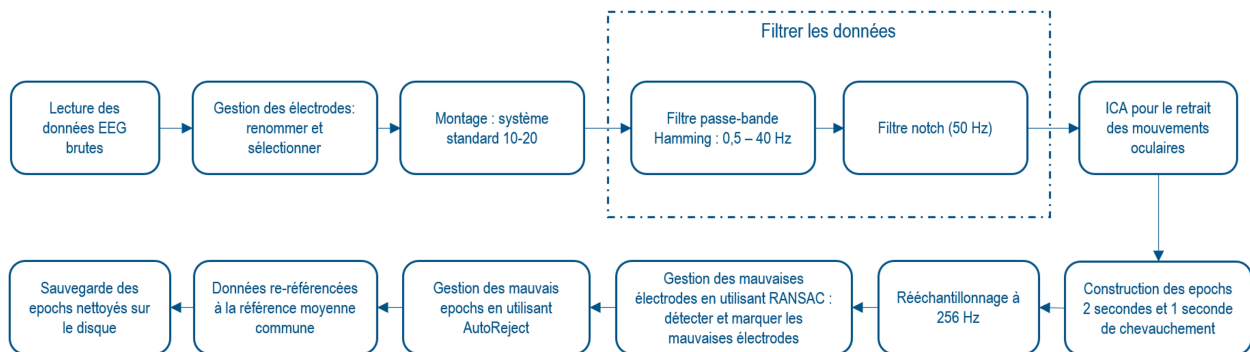


FIGURE 44 – Schéma des différentes étapes du premier pré-traitement

Cependant, au cours de l'exploration du sujet et après déjà plusieurs analyses réalisées, de nouvelles étapes de pré-traitement ont été identifiées, inspirées par les recommandations de la bibliothèque MNE-python. Un deuxième pré-traitement a donc été implémenté pour plus de justesse dans le raisonnement et suivant les étapes présentées à la figure 45. Ce deuxième pipeline général a également dû être adapté aux spécificités des BDD.

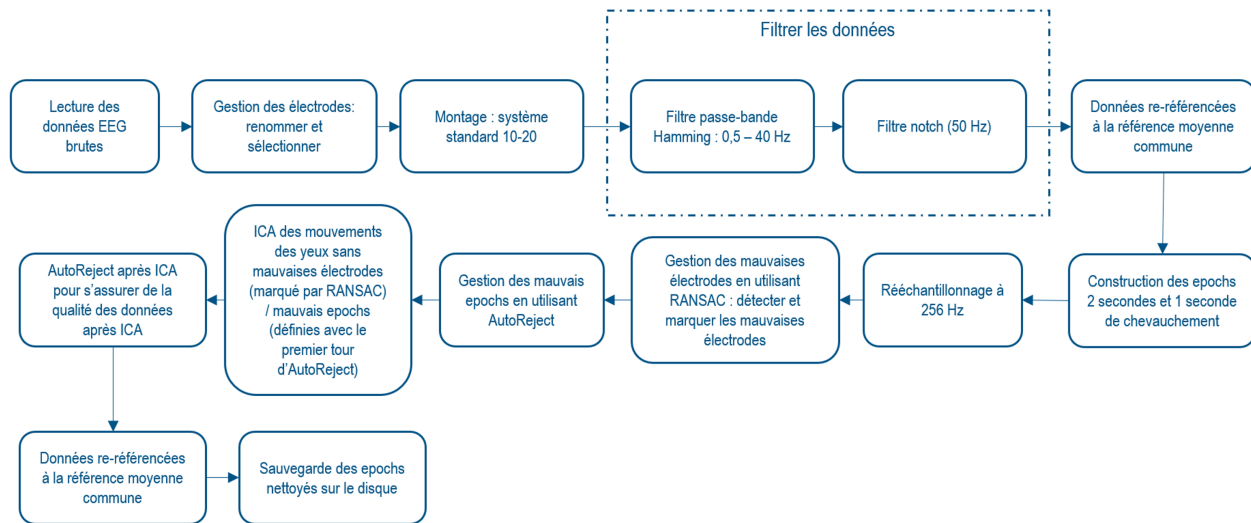


FIGURE 45 – Schéma des différentes étapes du deuxième pré-traitement

Le deuxième pré-traitement est celui qui a été gardé pour la suite des analyses puisqu'il présente plus d'avantages que le premier. Tout d'abord, en appliquant AutoReject avant ICA, le deuxième pré-traitement garantit que la décomposition ICA n'est pas influencée par de grands artefacts ou par des epochs défectueux. Cela réduit le risque de surajustement des composants indépendants au bruit et aux artefacts. Enfin, AutoReject est appliqué à la fois avant et après l'ICA ce qui fournit plusieurs niveaux de nettoyage et peut aboutir à un ensemble de données plus propre. En ce qui concerne le premier pré-traitement, il y a donc une forte probabilité que moins de bruit soit réparé par rapport au deuxième. Le deuxième pré-traitement a donc été sélectionné et devrait permettre d'obtenir des données EEG et des métriques plus fiables et plus propres pour la suite des analyses.

2.4.4 Analyse temps-fréquence

2.4.4.1 Méthode

Dans de nombreux papiers visant à identifier des marqueurs biologique de la dépression dans les signaux EEG, l'analyse temps-fréquence a été effectuée en utilisant le periodogramme de Welch. Effectivement, il s'agit d'une méthode utilisée pour estimer la densité spectrale de puissance (DSP) d'un signal. Il améliore la méthode traditionnelle du périodogramme en réduisant la variance de l'estimation de la DSP en moyennant plusieurs périodogrammes issus de segments chevauchants du signal. Les étapes de la méthode de Welch sont les suivantes :

- Diviser le signal en segments avec un chevauchement souvent de 50% ce qui signifie que chaque segment chevauche le suivant de la moitié de sa longueur. Ce chevauchement augmente le nombre de segments et donc le nombre de périodogrammes moyennés, ce qui réduit la variance de l'estimation de la DSP. Le compromis est une augmentation du coût computationnel.
- Un fenêtrage est appliqué à chaque segment pour réduire la fuite spectrale. Dans notre cas, il s'agit de la fenêtre de Hann qui réduit progressivement le signal à zéro aux extrémités, minimisant les discontinuités aux frontières du segment.
- Pour chaque segment fenêtré, on calcule la transformée de Fourier discrète (TFD), puis le periodogramme (qui est le carré de la magnitude de la TFD).
- Finalement, la moyenne des périodogrammes de tous les segments est réalisée afin d'obtenir l'estimation de la DSP de Welch.

Le pipeline global de l'analyse est présenté à la figure 46. Le but de ce pipeline est d'obtenir une valeur unique pour chaque bande de fréquences, pour chaque électrode et chaque sujet. Deux analyses complémentaires sont ensuite proposées. Une analyse visuelle sous la forme d'un graphique afin d'avoir une idée de la tendance et de la séparation entre le groupe dit sain et le groupe de patients souffrant de dépression. La deuxième analyse est quantitative. Il s'agit d'un test de permutation entre les valeurs de DSP pour une bande de fréquences pour une électrode en prenant en compte tous les sujets d'un groupe. Le but de l'analyse est donc de voir si une électrode dans une bande de fréquences permet de dire qu'il existe une différence significative entre les deux groupes.

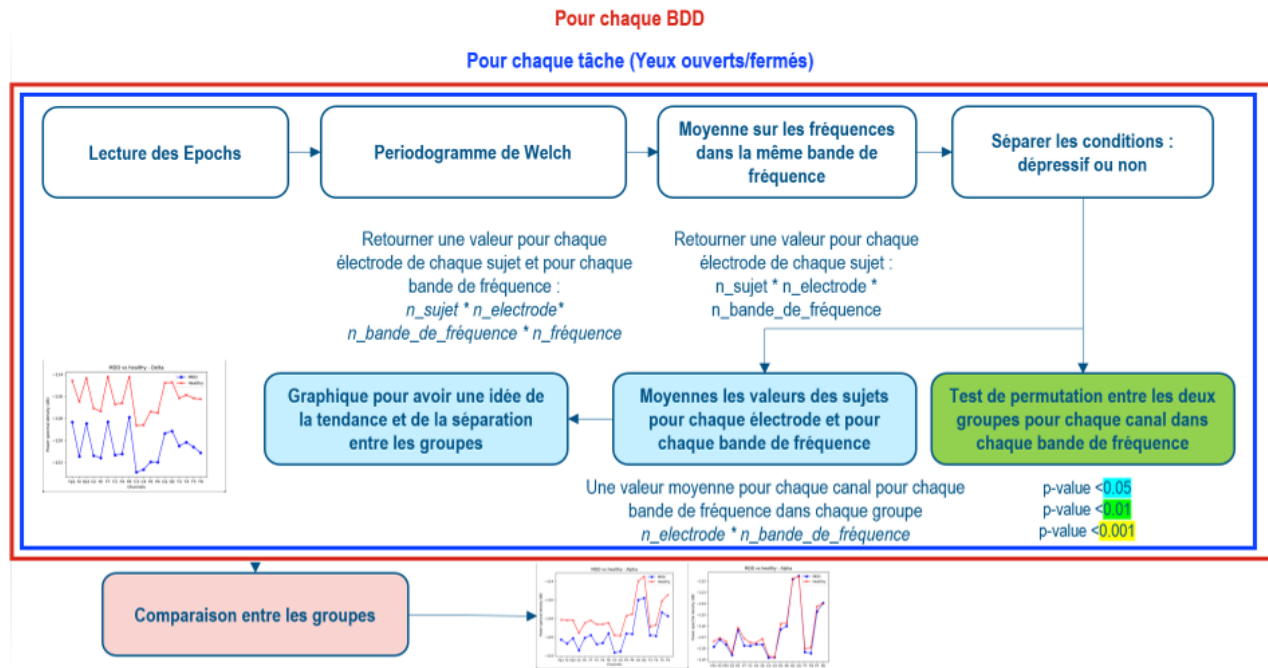


FIGURE 46 – Schéma du pipeline global de l'analyse temps-fréquence

2.4.4.2 Résultat

La figure 47 récapitule les résultats obtenus. Pour chaque tâche (yeux fermés (EC) ou ouverts (EO) et pour chacune des BDD, chaque figure est une représentation de l'évolution moyenne de chaque groupe pour chaque électrode dans la bande de fréquences correspondante. Le tableau à côté de chaque graphique met en lumière les électrodes présentant une différence significative, avec un niveau plus ou moins important (se reporter au code couleur), entre les deux groupes et pour les bandes de fréquences correspondantes.

La comparaison des résultats fournit de nombreuses informations. Au niveau des allures des courbes, au sein d'une même BDD, nous pouvons presque systématiquement observer une évolution similaire entre les groupes avec un léger décalage entre les groupes. Cela indique qu'il existe un décalage entre les valeurs des groupes mais une évolution identique entre les électrode. La comparaison entre les deux BDD pour une tâche donnée montre également une allure de courbe similaire. Nous pouvons également constater une différence plus importante entre les groupes pour la BDD de Mumtaz. Des hypothèses pour expliquer cette différence seront données dans la suite de ce rapport. Au niveau des électrodes présentant des différences significatives entre les groupes, nous remarquons, qu'il y en a en fait assez peu. Pour la tâche yeux fermés, les électrodes communes sont : F7 pour Thêta et C3, C4 pour Bêta. Pour la tâche yeux ouverts, seul Bêta

présente des électrodes communes, C3, C4, P8/T6. Les différences significatives, quelle que soit la tâche, sont donc situées dans la bande de fréquences bêta au niveau des électrodes centrales.

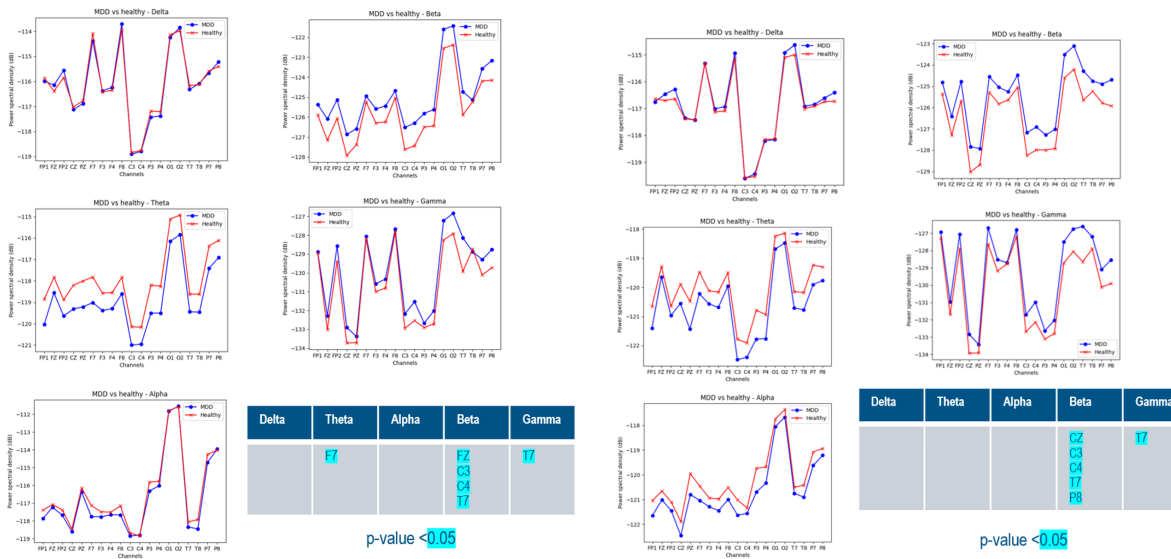
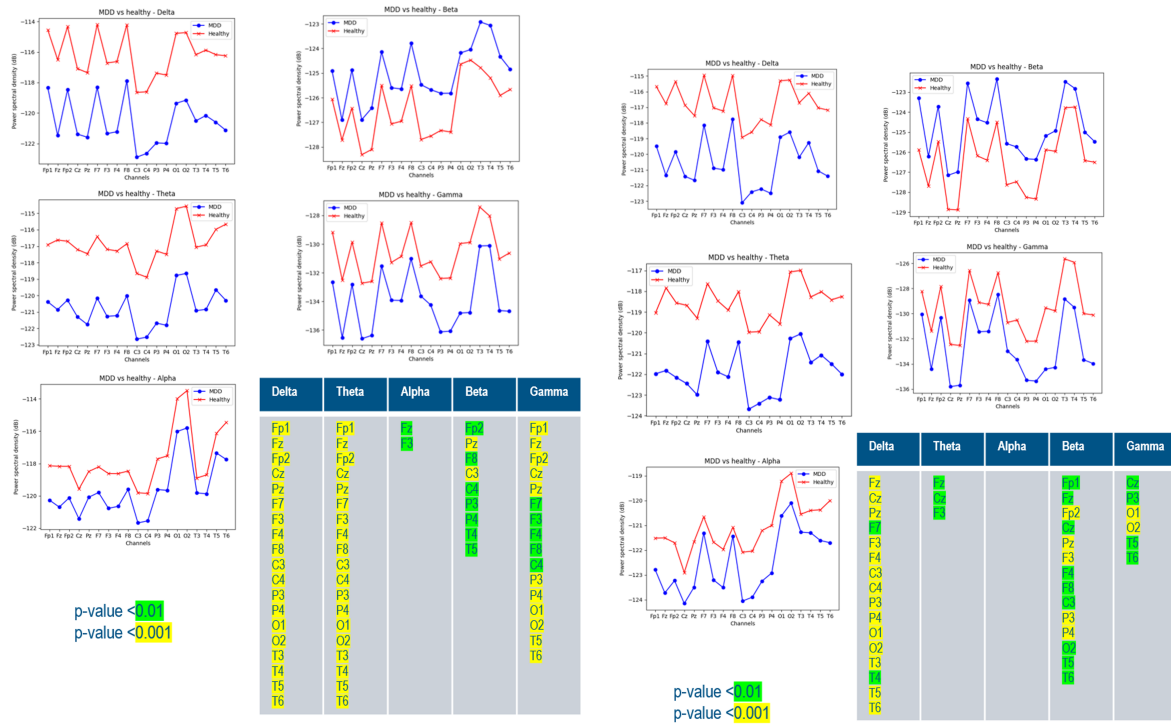


FIGURE 47 – Résultats de l'analyse temps fréquence. Pour la BDD de Mumtaz pour les tâches : (a) yeux fermés (b) yeux ouverts. Pour la BDD de Cavanagh pour les tâches : (c) yeux fermés (d) yeux ouverts

2.4.4.3 Discussion à propos des résultats

Avant de proposer une interprétation, il est nécessaire de faire un point théorique concernant notamment les rôles des régions et bandes de fréquences en neurosciences. Effectivement, chaque bande de fréquences est associée à certains mécanismes dans le cerveau [52]. Nous nous concentrerons sur les rôles identifiés de ces bandes de fréquences qui ont un lien avec la dépression.

- Delta (0-4 Hz) est liée au sommeil profond
- Thêta (5-7 Hz) est liée au traitement émotionnel
- Alpha (8-12 Hz) reflète l'inactivité cérébrale et la relaxation. L'asymétrie dans l'activité cérébrale est souvent liée au modèle d'approche-évitement.
- Bêta (13-29 Hz) est liée à l'anticipation, l'anxiété et la concentration.
- Gamma (30-100 Hz) est liée à l'attention et aux systèmes sensoriels et pourrait être liée aux fluctuations de l'humeur.

Dans la revue conduite par Aguiar Neto [52] en 2019, il a été montré que de nombreuses divergences existent entre les résultats des articles de recherche portant sur les fréquences EEG associées à la dépression. Par exemple, la bande alpha donne parfois de bonnes prédictions, alors que d'autres études ne trouvent pas de résultat significatif pour prédire la dépression en se basant sur la bande alpha. De même, la bande bêta montre des résultats contradictoires. Effectivement, certaines études rapportent une diminution de l'activité dans cette bande chez les personnes dépressives, tandis que d'autres observent une augmentation. Ces variations soulignent la complexité de la dépression et la nécessité de standardiser les méthodes de recherche pour obtenir des conclusions plus cohérentes. En effet, que ce soit au niveau de l'acquisition, du pré-traitement ou de la manière d'extraire les bandes de fréquences, chaque article a sa propre façon de faire, ce qui complique les comparaisons.

Chaque région du cortex (Figure 48) est également associée à des rôles différents. Avoir une idée de ces rôles permet de proposer une interprétation aux résultats obtenus.

- La région pré-frontale est impliquée dans la personnalité, dans la concentration, l'attention, les émotions, le jugement, l'intuition et la mémoire des informations.
- La région frontale est responsable de la parole et des mouvements musculaires.
- La région centrale est liée aux fonctions motrices.
- La région temporale traite la mémoire visuelle, la réception et la perception des sons ainsi que les impulsions olfactives.
- La région occipitale est principalement associée à la capacité de reconnaissance des objets.
- La région pariétale est liée aux fonctions sensorielles, à la mémoire, et à la perception visuelle et spatiale.

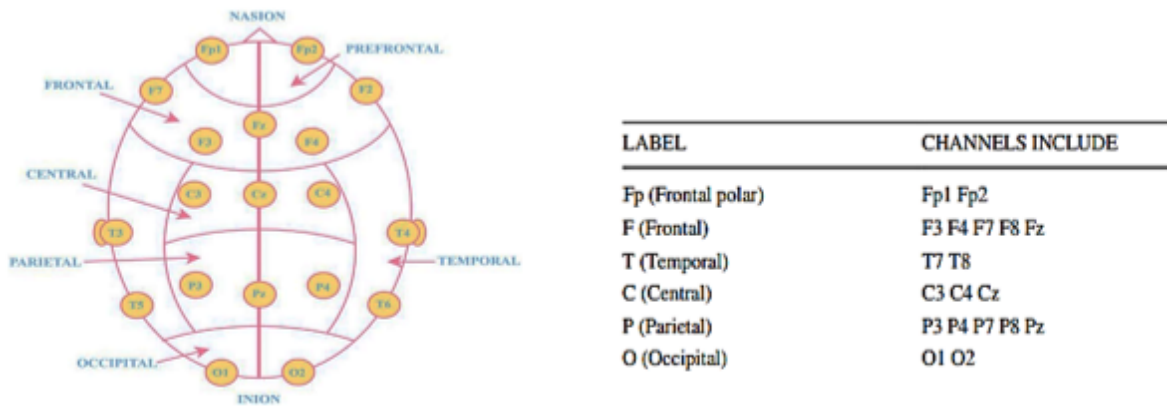


FIGURE 48 – Parallèle entre les régions cérébrale et les électrodes [54]

Nous allons à présent comparer les résultats que nous avons obtenus avec ce qui a été trouvé dans la littérature :

En ce qui concerne les ondes delta et thêta, la revue d'Aguiar Neto [52] indique qu'elles semblent mériter une attention particulière. Dans notre étude, nous avons trouvé des preuves solides concernant l'intérêt des ondes delta et thêta dans la BDD de Mumtaz, mais assez peu de preuve dans la BDD de Cavanagh. L'analyse d'autres BDD permettrait d'avoir des preuves plus importantes de l'intérêt ou non de ces bandes de fréquences.

En ce qui concerne l'activité alpha, il existe des résultats divergents [52]. Bien que certaines études rapportent qu'alpha est un bon discriminant pour la dépression ou ses symptômes, d'autres études ne sont pas d'accord. Auparavant, l'asymétrie alpha était souvent considérée comme un marqueur biologique d'intérêt. Cependant, des recherches ont remis en question l'asymétrie alpha et ont conclu qu'elle pourrait ne pas être un bon marqueur biologique pour le diagnostic de la dépression, mais serait plus adapté au pronostic car lié à la réponse au traitement. Dans nos résultats, nous avons en effet trouvé peu de preuves d'une différence significative entre les sujets atteints de dépression et les sujets sains basée sur la bande alpha, et ce pour les deux BDD.

Quant aux ondes bêta, d'après la littérature, elles semblent plus liées à l'anxiété et à la rumination [52], qui sont courantes chez les patients atteints de dépression, mais peuvent ne pas être d'intérêt réel pour un diagnostic spécifique de la dépression. Il a notamment été découvert, que lors de l'utilisation de classifieurs pour déterminer si un patient est atteint ou non de dépression, le rythme bêta présente une précision plus grande que les rythmes thêta et alpha. Cela indique donc que bêta a une altération significative chez les patients atteints de dépression [55]. Ces résultats sont cohérents avec nos résultats, puisque la bande bêta est celle qui présente le plus d'électrodes significatives communes dans les deux ensembles de données. Nous avons en effet découvert que les BDD montrent une différence significative au niveau des électrodes C3 et C4 pour la bande de fréquences bêta. Les électrodes C3 et C4 sont situées au dessus du cortex sensorimoteur. La dépression peut être associée à des altérations dans cette région qui est souvent liée à des processus moteurs et sensoriels. Les différences dans l'activité bêta pourrait refléter des perturbations dans les réseaux de connectivité cérébrale. Par exemple, une connectivité altérée entre les régions frontales et pariétales, ou entre les hémisphères cérébraux, pourrait se traduire par des différences spécifiques dans les fréquences bêta enregistrées par les électrodes C3 et C4. Également, Les personnes atteintes de dépression présentent souvent une grande fatigue et une molesse physique qui peut s'expliquer par les

altérations dans ces zones précises du cortex. Pour approfondir ces hypothèses, il serait utile de mener des analyses complémentaires, telles que des études de connectivité fonctionnelle ou structurelle, ainsi que des investigations sur les niveaux de neurotransmetteurs et l'état de la plasticité synaptique chez les sujets atteints de dépression par rapport aux sujets sains.

Enfin, il existe des indications selon lesquelles les sujets déprimés présentent une activité gamma accrue [52]. En effet, les ondes cérébrales gamma sont considérées comme les plus rapides et sont responsables du fonctionnement, de l'apprentissage, de la concentration, de la mémorisation et de la perception sensorielle. Lorsque l'on se concentre trop sur un sujet spécifique, les ondes cérébrales gamma augmentent de manière spectaculaire [49]. Dans notre analyse, nous observons cependant deux résultats incohérents. Effectivement pour la BDD de Cavanagh, nous constatons une activité plus importante pour les patients atteints de dépression mais l'inverse pour la BDD de Mumtaz. Cette méta-analyse ne nous permet donc pas de conclure sur l'allure de cette bande de fréquences lors de la comparaison des deux groupes.

Pour conclure cette partie de la méta-analyse, nous ne pouvons pas conclure concernant l'existence de marqueurs biologiques pertinents au niveau temps-fréquence. Nous avons obtenus peu de résultats significatifs et lorsque cela était le cas, comme pour bêta, une altération serait liée à une maladie mentale en générale plutôt qu'à un marqueur biologique spécifique de la dépression. Cela est cependant en accord avec la littérature scientifique. L'article de Cukic [56] indique en effet que les caractéristiques non linéaires, c'est-à-dire d'autres métriques issues de l'analyse des signaux EEG, ont donné de meilleurs résultats, comparativement aux caractéristiques spectrales, dans la classification des patients dépressifs.

2.4.4.4 Discussion à propos des différences entre les résultats

Lors de cette analyse, nous avons pu constater des différences majeures concernant les résultats des deux BDD, même après l'application des mêmes étapes de pré-traitement. Ces différences peuvent être liées à plusieurs facteurs :

Tout d'abord ces différences peuvent être liées aux caractéristiques des BDD. Ainsi, les participants des ensembles de données peuvent avoir différentes caractéristiques démographiques (âge, sexe, état de santé, statut médicamenteux...) ou une sévérité différente de leur dépression ce qui pourrait influencer les signaux EEG. Dans notre cas, la BDD de Mumtaz comprend des participants plus âgés en moyenne par rapport à la BDD de Cavanagh. Ensuite les participants des deux BDD diffèrent dans leur statut médicamenteux, ce qui peut également expliquer les différences observées. De plus, l'absence de score BDI exacte dans la BDD de Mumtaz introduit une autre hypothèse. Effectivement, assez peu de patients très dépressifs sont présents dans la BDD de Cavanagh, environ 11% et une majorité de patients présentent une dépression modérée. Cette répartition est inconnue pour la BDD de Mumtaz ce qui ne permet pas d'investiguer plus en détail cette hypothèse. Les BDD étudient des populations différentes, une des cohortes est malaisienne et l'autre américaine, ce qui pourrait éventuellement contribuer à la variabilité des résultats EEG. Enfin, les signaux EEG présentent des fluctuations quotidiennes influencées par des facteurs tels que la qualité du sommeil et l'état d'esprit du patient lorsque l'expérimentation est réalisée. Nous n'avons pas nécessairement d'information sur l'état des sujets lors des enregistrements EEG. Des différences d'environnement et d'état d'esprit pourraient expliquer les disparités dans les résultats. Les différences dans le nombre de participants par catégorie peuvent également influencer la robustesse des résultats et leur généralisation. Il y a en effet deux fois plus de patients sains dans la BDD de Cavanagh alors que la proportion entre les groupes est identique pour Mumtaz. La répartition des sexes est également différente ce qui pourrait induire un biais. La base de données de Mumtaz ne fournit cependant pas d'information démographique sur chaque participant, ne permettant pas d'aller plus loin dans l'étude de cette hypothèse.

Ensuite, ces différences peuvent être liées aux conditions d'enregistrement. Tout d'abord, les différences dans les spécifications des appareils EEG, y compris les sensibilités, les niveaux de bruit, les impédances et le nombre d'électrodes, peuvent contribuer aux différences dans les résultats. Notamment, la BDD de Mumtaz a enregistré ses données à 256 Hz, tandis que la BDD de Cavanagh a réalisé des enregistrements à 500 Hz. De plus, les divergences dans l'impédance des électrodes et les types d'appareils introduisent d'autres variations dans la qualité du signal. Ensuite, des facteurs externes tels que le bruit ambiant, l'éclairage de la pièce et les instructions données aux participants pendant l'enregistrement, comme les niveaux de relaxation et les restrictions de mouvement, peuvent avoir un impact sur les enregistrements EEG. Étant donné que nous n'avons pas enregistré les données nous-même et qu'il y a assez peu d'information sur les conditions d'enregistrement, nous n'avons pas eu de contrôle sur ce facteur lors de l'étape de pré-traitement. Il serait intéressant de reproduire les expériences avec cette fois un plus grand contrôle sur ces paramètres avant de vérifier si les différences entre les deux types de protocole persistent.

2.4.5 Analyse des métriques EEG

2.4.5.1 Méthode

Une deuxième catégorie d'analyse a été réalisée afin d'identifier des marqueurs biologiques pour le diagnostic de la dépression. Il s'agit de l'extraction de 24 métriques à partir des epochs. La liste des métriques analysées est présente dans la figure 1 des Annexes. Ces métriques ont été choisies car il s'agit des plus communément extraites à partir des signaux EEG. La figure 49 présente le pipeline général pour extraire ces différentes métriques. Pour chaque métrique, il s'agissait d'avoir une valeur pour chaque électrode et pour chaque sujet. Deux analyses ont ensuite été réalisées. Tout d'abord une analyse qualitative, par l'intermédiaire d'un graphique, afin d'avoir une idée de la tendance et de la séparation entre les groupes pour chaque électrode de chaque métrique et pour chaque tâche. La deuxième analyse est quantitative et sous la forme d'un test de permutation.

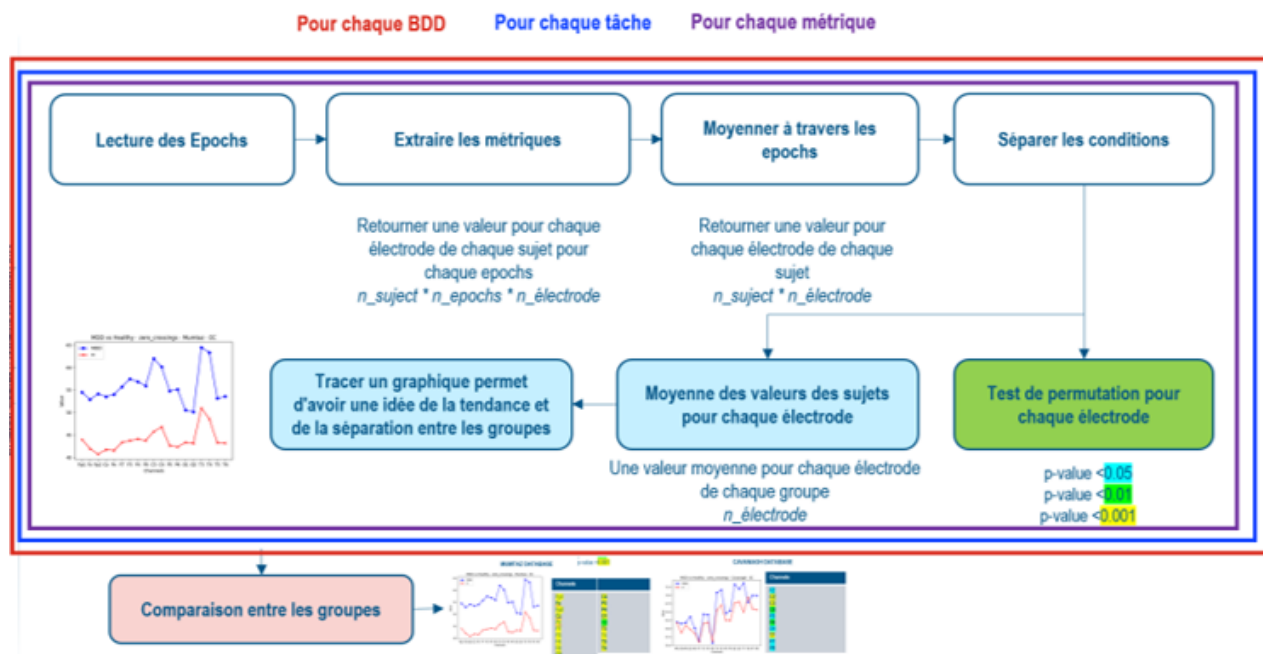


FIGURE 49 – Schéma du pipeline d'extraction des métriques

Une fois les métriques extraites, une comparaison a été réalisée à la fois entre les BDD et au niveau des deux pré-traitements explicités plus haut dans ce rapport. Le but est en effet d'identifier les métriques présentant une significativité commune à la fois au niveau des BDD, donc indépendantes des différences dans les enregistrements, et également robuste aux pré-traitements réalisés (méthodes 1 et 2 présentées précédemment). Par la suite, seuls les résultats issus du deuxième pré-traitement seront conservés comme cela a été explicité plus haut.

Ainsi dans l'optique de la comparaison, trois critères ont été définis pour estimer l'intérêt d'une métrique (Figure 50). Le premier concerne le nombre d'électrodes significatives communes entre les deux BDD. Une indication de leur localisation est également donnée. Le deuxième critère est la significativité moyenne des électrodes communes d'après le code couleur des p-value (faible, moyenne, haute). Enfin le dernier critère indique l'allure de la courbe, et notamment est-ce que l'un des groupes est toujours au dessus de l'autre dans les deux BDD (yes) ou est-ce que les groupes des deux BDD présentent des allures inversées (no). Cela permet de montrer qu'un marqueur biologique est pertinent est qu'un groupe est systématiquement au dessus de l'autre pour les électrodes communes. La combinaison de ces critères permet d'identifier un marqueur biologique d'intérêt. La ligne du pré-traitement correspondant a alors été coloriée en vert ou en orange. On estime donc qu'une métrique présente un intérêt significatif seulement si la ligne est mise en avant (coloriée) pour les deux pré-traitements. C'est pas exemple le cas 2 fois dans la partie b de la figure 50, pour Hjorth Mobility et Katz Fractal Dimension, mais pas pour Kurtosis.

FEATURES	Preprocessing 1 (EC)			Preprocessing 2 (EC)		
	COMMON CHANNELS BETWEEN DATASETS	MEAN SIGNIFICATIVITY	SAME CURVE PACE	COMMON CHANNELS BETWEEN DATASETS	MEAN SIGNIFICATIVITY	SAME CURVE PACE
Hjorth Mobility	15 (Whole Brain)	Medium/High	Yes	11 (Whole Brain except Fronto polar)	Medium/High	Yes
Hjorth Mobility Spectrum	1 (Occipital)	Medium	No	-	-	-
Hurst Exponent	14 (Frontal, Temporal, Central, Parietal)	Medium	No	6 (Fronto polar, Frontal, Temporal)	Weak/Medium	No
Katz Fractal Dimension	10 (Frontal, Central, Parietal)	Medium	Yes	8 (Frontal, Central, Occipital Temporal)	Medium/High	Yes
Kurtosis	2 (Central, Temporal)	Weak	Yes/No	2 (Central, Parietal)	Medium	Yes/No
Line length	0	-	-	1 (Central)	Weak	No
Sample Entropy	1 (Temporal)	Weak	No	-	-	-

(a)

FEATURES	Preprocessing 1 (EO)			Preprocessing 2 (EO)		
	COMMON CHANNELS BETWEEN DATASETS	MEAN SIGNIFICATIVITY	SAME CURVE PACE	COMMON CHANNELS BETWEEN DATASETS	MEAN SIGNIFICATIVITY	SAME CURVE PACE
Hjorth Mobility	8 (Whole Brain except occipital)	Weak/Medium	Yes	6 (Central, Parietal, Temporal)	Medium	Yes
Hjorth Mobility Spectrum	1 (Occipital)	Weak	No	3 (Occipital, Temporal)	Medium	No
Hurst Exponent	15 (Whole Brain except Fronto Polar)	High	No	11 (Whole Brain except Parietal)	Medium	No
Katz Fractal Dimension	2 (Frontal)	Weak	Yes	5 (Central, Parietal)	Medium	Yes
Kurtosis	14 (Whole Brain)	Medium	No	1 (Temporal)	Medium	Yes
Line length	0	-	-	3 (Central, Occipital, Temporal)	Weak	No
Sample Entropy	14 (Whole Brain)	Medium	No	1 (Temporal)	Medium	No

(b)

FIGURE 50 – Exemple de comparaison entre les résultats de l'analyse sur les métriques (toutes les métriques ne sont pas répertoriées). Pour les tâches : (a) yeux fermés (b) yeux ouverts

2.4.5.2 Résultats et interprétations

Au final, en gardant les métriques intéressantes et communes entre les deux pré-traitement, 9 métriques sur les 24 ont été conservées comme étant des métriques d'intérêt. La plupart sont identiques entre les tâches EO et EC. Ces métriques ainsi que leur définition sont listées ci-dessous.

- Higuchi Fractal Dimension (EC). Il s'agit d'un outil mathématique utilisé pour analyser la complexité des données de séries temporelles. Les fractales sont des structures qui présentent une auto-similarité à différentes échelles. La dimension fractale est donc une mesure statistique qui décrit comment les détails d'une fractale changent avec l'échelle à laquelle elle est mesurée. L'algorithme fonctionne en construisant de multiples représentations de la série temporelle à différentes échelles, puis en analysant comment la longueur de la série temporelle varie avec l'échelle. Des valeurs de HFD plus élevées indiquent généralement des motifs d'EEG plus complexes, irréguliers et potentiellement plus chaotiques, tandis que des valeurs plus basses suggèrent des motifs plus réguliers et moins complexes.
- Hjorth Mobility (EC, EO) : cette mesure évalue l'écart-type de la pente du signal par rapport à l'écart-type du signal lui-même. Elle fournit une indication de la fréquence moyenne ou de la vitesse des variations du signal. Une valeur élevée indique que le signal change plus rapidement dans le temps, ce qui implique une fréquence moyenne plus élevée ou des variations plus rapides. Cela est souvent observé dans des signaux plus erratiques ou complexes. Une valeur plus faible suggère que le signal change plus lentement dans le temps, ce qui implique une fréquence moyenne plus basse ou des variations plus graduelles. Cela est typique des signaux plus lisses ou plus stables.
- Katz Fractal Dimension (EC, EO) : il s'agit d'un outil pour quantifier la complexité ou l'irrégularité d'un signal. Fondamentalement, elle évalue dans quelle mesure un signal remplit l'espace lorsqu'il fluctue dans le temps. Une valeur plus élevée indique une plus grande complexité ou irrégularité dans la courbe. Cela signifie que la courbe occupe plus d'espace ou présente plus de convolutions à mesure qu'elle progresse. En revanche, une valeur plus faible suggère une courbe plus lisse ou plus régulière.
- Spectral Edge Frequency (EC, EO) : cette mesure offre un aperçu de la distribution de la puissance dans le spectre fréquentiel d'un signal. Elle aide à identifier la fréquence en dessous de laquelle un certain pourcentage de la puissance totale du signal est contenue. Une valeur élevée indique qu'une plus grande proportion de la puissance du signal est concentrée dans les fréquences élevées alors qu'une valeur plus faible indique qu'une plus grande proportion de la puissance du signal est dans les basses fréquences.
- Spectral Entropy (EC, EO) : cette mesure est basée sur le concept d'entropie qui mesure la quantité d'incertitude ou de hasard dans un système. Elle fournit donc des informations sur la distribution de la puissance à travers différents composants de fréquence d'un signal. Une valeur élevée indique une distribution plus uniforme de la puissance à travers le spectre de fréquence. Cela suggère un signal plus complexe ou chaotique avec des composantes de fréquence moins prévisibles. Une valeur faible indique que la puissance est concentrée dans quelques fréquences. Cela suggère un signal plus structuré ou périodique avec des composantes de fréquence plus prévisibles.
- Variance (EC) (1 seule électrode d'intérêt)
- SVD Fisher Info (EC, EO) : cette mesure permet de décomposer un ensemble de données complexe afin de comprendre les motifs clés et la structure cachée dans les données. Une valeur élevée suggère que les données de cette électrode contiennent des motifs ou une structure plus significative, tandis que des valeurs plus faibles indiquent des motifs moins distincts ou informatifs.
- Zero-Crossing (EC) : cette mesure fait référence aux points dans un signal où la valeur change de signe, en d'autres termes, où le signal traverse la ligne d'amplitude zéro. Dans les signaux périodiques, le taux de passages par zéro peut fournir des informations sur la fréquence du signal.

Dans la littérature, à l'écriture de ce rapport, peu de références à la plupart de ces métriques ont été trouvées à l'exception d'études comparant Higuchi Fractal Dimension (HFD) et Katz Fractal Dimension (KFD) entre patients dépressifs ou non. Ainsi, la mesure de la complexité du signal par HFD a fourni des résultats fiables pour classifier les participants atteints de dépression et sains [56]. Effectivement HFD a été décrit comme étant plus grande chez les patients atteints de dépression [46] ce qui indique une complexité accrue de l'EEG enregistré chez les patients diagnostiqués avec une dépression par rapport aux témoins sains. Nos résultats sont cohérents avec ceux trouvés dans la littérature (Figure 51).

Concernant KFD, l'étude d'Akar [57] a établi un lien direct avec les troubles dépressifs. Une complexité significativement accrue a été observée dans les régions pariétale et frontale des patients atteints de dépression. Dans notre cas, nous avons trouvé une complexité significativement accrue dans les zones frontales, centrales, occipitales et temporales. Afin de comparer ces deux métriques, dans son étude, Bachmann et al. [58] ont conclu que KFD ne révélait aucune différence significative dans l'EEG frontal entre les sujets dépressifs et les témoins, tandis que la HFD était plus informative. Ces différents résultats et leur croisement témoignent bien que des différences de conclusions sont présentes entre les différentes études rendant l'interprétation des résultats et la découverte de marqueurs biologiques d'autant plus complexe. L'objectif de cette méta-analyse est donc de fournir un cadre à l'analyse des résultats et identifier, dans des conditions de pré-traitement identiques les métriques issus des signaux EEG qui ont le plus d'intérêt pour le diagnostic de la dépression.

Ainsi, nos résultats et ceux de la littérature, montrent que d'un point de vue général, en termes de structure neuronale du cerveau, le cerveau déprimé semble avoir une structure plus aléatoire [52] puisque les patients déprimés ont des valeurs de dimension fractales plus élevées que celle des sujets dits sains (Figure 51).

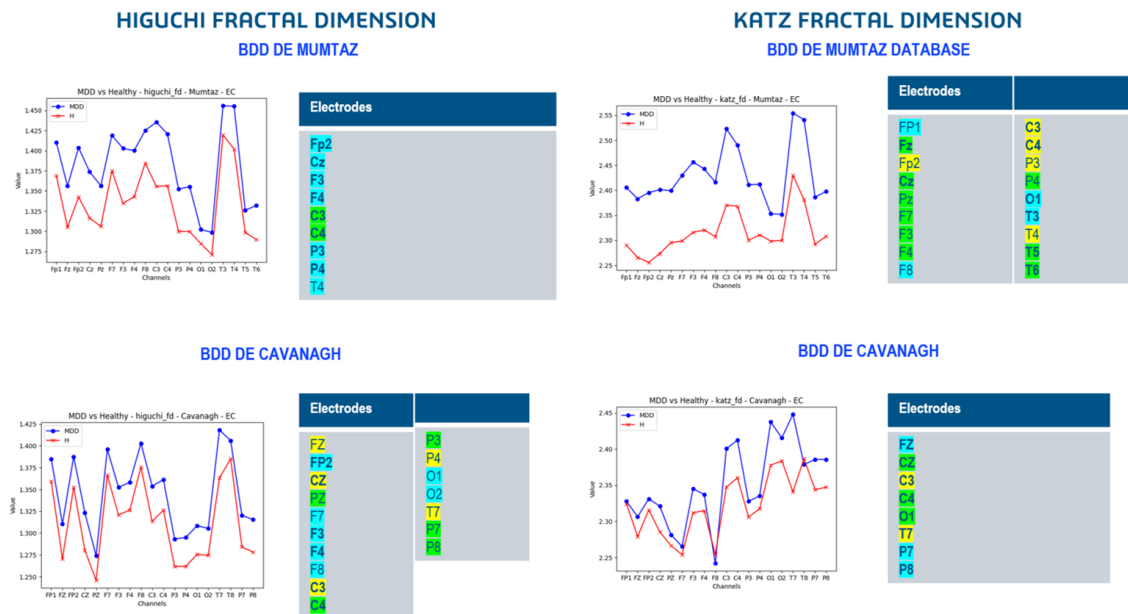


FIGURE 51 – Résultats obtenus pour HFD et KFD pour BDD de Mumtaz et de Cavanagh dans la condition EC (les électrodes en gras indiquent qu'une différence significative est présente dans le cas des deux BDD)

Afin d'analyser plus en profondeur les électrodes, une étude sur la localisation des électrodes significativement communes a été réalisée pour 8 des métriques sélectionnées. Cette étude porte à la fois sur les différentes régions du cortex telles que définies plus haut dans ce rapport (Fronto-polaire, Frontale, Temporale, Centrale, Pariétale et Occipitale) et sur les hémisphères (Gauche, Droite et la délimitation entre les hémisphère, la partie centrale (comprenant les électrodes FZ, CZ, PZ)). Étant donné que chaque région n'a pas le même nombre d'électrodes, une normalisation a été effectuée entre 0 et 1 afin de faciliter la comparaison. Lorsqu'au moins la moitié des électrode sont significativement communes entre les BDD, la région est considérée comme ayant un certain intérêt et donc la ligne est coloriée en bleu clair. Un exemple de ces tableaux est présent à la figure 52.

HFD - EC	Fronto-polaire	Frontal	Temporal	Central	Parietal	Occipital	Total Normalisé
Gauche	0	1	0	1	1	0	0.375
Central	-	0	-	1	0	-	0.33
Droite	1	1	0	1	1	0	0.5
Total Normalisé	0.5	0.4	0	1	0.66	0	

KFD - EC	Fronto-polaire	Frontal	Temporal	Central	Parietal	Occipital	Total Normalisé
Gauche	0	0	2	1	0	1	0.5
Centre	-	1	-	1	0	-	0.675
Droite	0	0	1	1	0	0	0.25
Total Normalisé	0	0.2	0.75	1	0	0.5	

FIGURE 52 – Résultats obtenus pour HFD et KFD pour les BDD de Mumtaz et de Cavanagh dans la condition EC

Cette analyse permet de dire que sur 8 des métriques, certaines régions sont plus informatives que d'autres. Pour toutes les métriques, la région centrale présente constamment la moitié ou plus de ses électrodes avec une certaine significativité ce qui en fait une région particulièrement intéressante. Les régions temporale, pariétale et occipitale sont également très représentées. Du côté des hémisphères, le côté gauche est légèrement plus représentée que la région centrale qui sont plus représentés que l'hémisphère droit (Figure 53).

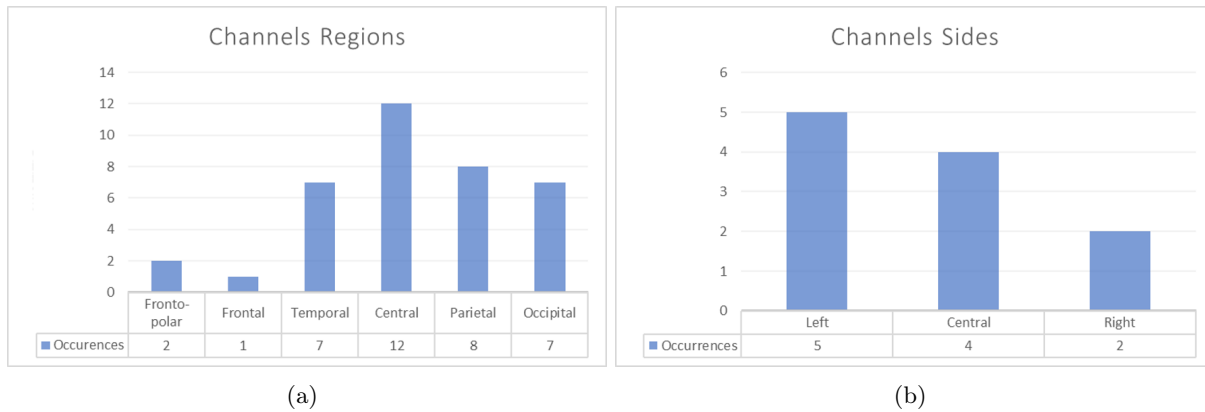


FIGURE 53 – Parmi les métriques identifiées, occurrences de : (a) électrodes dans chaque région et (b) électrodes dans chaque hémisphère

Ces résultats indiquent que l'analyse EEG a révélé des différences significatives entre patients atteints de dépression et sujets sains, avec une forte implication de la région centrale, ainsi que des régions temporale, pariétale et occipitale, et une prévalence d'effets dans l'hémisphère gauche.

La région centrale, couvrant principalement le cortex sensorimoteur, montre des différences significatives pour plusieurs métriques EEG. Cela suggère que la dépression pourrait affecter les fonctions motrices et sensorimotrices. Une hypothèse est que les patients dépressifs peuvent présenter une altération de l'activité neuronale dans cette région, ce qui pourrait se manifester par des symptômes moteurs ou une réduction de la motivation et de l'initiative, fréquemment observée dans la dépression.

Concernant les régions temporale, pariétale et occipitale, la présence significative de ces régions indique que la dépression affecte largement des régions impliquées dans le traitement sensoriel, l'intégration multisensorielle, la mémoire, et la perception visuelle. La dépression pourrait être associée à des dysfonctionnements dans ces régions, impactant les processus cognitifs et sensoriels. Par exemple, des anomalies dans la région temporale pourraient être liées à des déficits de mémoire ou de traitement auditif, des anomalies pariétales pourraient affecter l'attention et l'orientation spatiale, et des anomalies occipitales pourraient altérer la perception visuelle.

Les résultats de cette étude ne sont pas toujours en accord avec la littérature. Cuckic et al. [56] ont montré [56] des changements dans les dimensions fractales et les mesures d'entropie dans les régions temporale et pariétale. Les individus dépressifs ont tendance à présenter des modèles distincts dans les lobes temporaux et pariétaux par rapport aux témoins sains, reflétant des perturbations dans la dynamique neuronale et la connectivité. Notre étude montre en effet que les régions temporale et pariétale présentent régulièrement des électrodes démontrant une différences significatives entre les 2 groupes. Enfin, ils ont montré que l'asymétrie frontale, en particulier dans la HFD, est un marqueur notable de la dépression. Les patients dépressifs présentent souvent une activation frontale droite plus importante et une activation frontale gauche réduite, suggérant un déséquilibre hémisphérique dans l'activité cérébrale associée au traitement émotionnel et à la fonction cognitive. Nous avons également trouvé, pour HFD spécifiquement, que l'hémisphère droit est plus significatif que l'hémisphère gauche. Cependant, d'un point de vue plus général, toutes métriques confondues, l'hémisphère gauche est le plus informatif d'après Cuckic et al. ce qui est à l'inverse de ce que nous avons trouvé.

Dans le cas d'une future étude, il serait nécessaire d'analyser d'autres BDD notamment la BDD

MODMA qui est très étudiée dans ce domaine. Il serait également intéressant d'explorer d'autres métriques, telles que Detrended Fluctuation Analysis (DFA), Lempel-Ziv Algorithm (LZA) ou des métriques de connectivité, qui sont souvent citées dans la littérature visant à trouver des marqueurs biologiques de la dépression.

2.4.6 Réalisation de classifieurs

2.4.6.1 Méthode

Dans le cadre de cette étude, nous avons donc effectué une méta-analyse pour identifier et sélectionner des métriques présentant un intérêt fort en tant que marqueurs biologiques de la dépression. La prochaine étape est donc de proposer des classifieurs afin de vérifier l'intérêt et l'usage des électrodes identifiées pour chaque métrique. Les caractéristiques utilisées pour la classification ont été sélectionnées en fonction des résultats du test de permutation réalisé pour chaque électrode de chaque métrique entre les participants atteints ou non de dépression. Une caractéristique est donc une métrique calculée pour une électrode donnée (par exemple le calcul de la variance du signal pour l'électrode C4). Pour que la caractéristique soit sélectionnée pour entrer dans les classifieurs, elle devait être présente dans chaque base de données, c'est-à-dire que nous avons sélectionné les électrodes présentant une différence significative ($p\text{-value} < 0.05$) pour une métrique si cette différence existait dans les deux BDD afin d'être considérée comme un marqueur biologique hypothétique de la dépression et non pas un marqueur biologique dépendant d'une BDD particulière.

Plusieurs méthodes de classification ont été mises en oeuvre dans cette étude afin de déterminer la meilleure approche. Nous allons brièvement présenter les méthodes utilisées :

- Le classificateur d'Arbre de Décision : cette méthode construit un modèle de classification sous la forme d'un arbre de décisions basé sur les caractéristiques des données.
- La Régression Logistique : il s'agit d'une méthode statistique utilisée pour la classification binaire qui modélise la probabilité qu'une observation appartienne à une classe particulière.
- Le Gradient Boosting : il s'agit d'une méthode d'ensemble qui combine plusieurs arbres de décision pour former un modèle robuste. Elle optimise les erreurs de classification en se concentrant sur les observations mal classées par les arbres précédents.
- Le Random Forest : il s'agit d'une autre méthode d'ensemble qui construit plusieurs arbres de décision lors de l'entraînement et sort la classe qui est le mode des classes de chaque arbre individuel.
- La méthode des k plus proches voisins : ce classifieur est basé sur la proximité. Il classe une observation en fonction de la majorité des classes de ses k plus proches voisins dans l'espace des caractéristiques. Cette méthode est simple mais est sensible à la présence de valeurs aberrantes.

2.4.6.2 Résultats et Interprétation

Les résultats obtenus, en fonction du nombre de métrique et d'électrodes sélectionnées, sont résumés dans le tableau de la figure 54. Les deux conditions, EC et EO ont été testés pour 3 configurations différentes :

- Pour toutes les électrodes identifiées comme significativement différentes ($p\text{-value}$ au moins inférieure à 0.05 pour les deux BDD)
- Pour toutes les électrodes identifiées comme très significativement différentes ($p\text{-value}$ au moins inférieure à 0.01 pour les deux BDD)

- Pour toutes les électrodes identifiées comme très significativement différentes dans les deux BDD et présentes dans la zone centrale (C3, C4, Cz) en accord avec l'étude par région présentée plus haut dans ce rapport

Condition	Nombre de métriques utilisées dans l'analyse	Electrodes uniques – sur 19 (nombre total d'électrodes utilisées toute métrique confondue)	Meilleure(s) méthode(s) de classification	Exactitude pour la / les meilleure(s) méthode(s)
EC	8	18 (63) – Toutes les métriques significatives	Gradient Boosting	78%
EC	7	11 (32) – Métriques très significatives	Arbre de Décision	83%
EC	7	3 (14) – Seulement les électrodes centrales	Gradient Boosting	83%
EO	6	10 (33) – Toutes les métriques significatives	Régression logistique Random Forest	67%
EO	6	6 (20) – Métriques très significatives	Random Forest K plus proches voisins	72%
EO	9	3 (12) - Seulement les électrodes centrales	Random Forest	78%

FIGURE 54 – Résultats des meilleurs classifieurs en fonction des métriques et électrodes sélectionnées

Les métriques et électrodes exactes utilisées pour cette analyse sont répertoriées dans le tableau 2 dans les Annexes

Les résultats montrent que la condition EC offre généralement une précision de classification plus élevée comparée à la condition EO. Cela est cohérent avec de nombreuses études suggérant que les enregistrements EEG en condition EC sont plus stables et moins bruyants, facilitant ainsi la différenciation entre individus atteints ou non de dépression. Le meilleur résultat a été obtenu en combinant les BDD de Mumtaz et Cavanagh, en utilisant 7 métriques (Higuchi Fractal Dimension, Hjorth Mobility, Katz Fractal Dimension, Spectral Edge Frequency, Spectral Entropy, SVD Fisher Info et Zero-Crossing) provenant de 11 électrodes différentes avec la méthode de l'arbre de décision, atteignant une exactitude (accuracy) de 83%. De plus, utiliser seulement les électrodes centrales donne exactement le même résultat pour la condition EC. Cela semble indiquer que les régions centrales du cerveau sont pertinentes pour distinguer les états dépressifs. Les meilleurs résultats pour la condition EO ont également été obtenus avec uniquement les électrodes centrales, à savoir avec une accuracy de 78%. Ce résultat sur les électrodes centrales, en utilisant plusieurs BDD, est prometteur. D'autres recherches et l'élaboration d'un protocole standardisé pour la détection de la dépression pourrait permettre de développer un dispositif médical de détection de la dépression avec uniquement les électrodes centrales.

Ainsi, dans notre étude, les meilleurs résultats varient de 67% à 83%. Dans le domaine de la classification de la santé mentale utilisant des données EEG, des précisions supérieures à 70% sont généralement considérées comme prometteuses en raison de la complexité et de la variabilité des signaux cérébraux, d'autant plus que cette étude est une méta-analyse impliquant plusieurs jeux de données. Ces résultats constituent une base pour de futures recherches et applications cliniques potentielles dans le diagnostic et le suivi de la dépression par EEG. Elle permet de mettre en évidence que certaines métriques (voir tableau 2 des Annexes) et certaines électrodes pourrait permettre de déterminer si une personne est atteinte ou non de dépression.

Dans notre cas, le pipeline développé, s'il était appliqué à un dispositif EEG et un protocole bien défini pourrait facilement être automatisé ce qui présente d'autant plus d'intérêt pour le développement d'un dispositif médicale de diagnostic de la dépression. Cependant, l'étape suivante consisterait à valider ces résultats sur d'autres jeux de données indépendants et à explorer la mise en œuvre pratique de ces

méthodes en milieu clinique à travers l'élaboration d'un protocole standard, le choix d'un dispositif EEG et le test sur plusieurs cohortes de patients.

2.5 Regard critique sur la mise en place d'une activité EEG

Pour conclure cette section exposant les différentes missions réalisées tout au long de ce stage, il convient d'apporter un regard critique à propos de la mise en place d'une activité EEG, nouvelle.

Comme cela a été explicité tout au long de ce rapport, l'analyse et la conception d'un protocole en EEG et plus largement en neurosciences présente de nombreuses difficultés. Ainsi, élaborer un protocole en neurosciences cognitives est complexe et nécessite de contrôler un large éventail de variables, telles que les conditions expérimentales, les caractéristiques des participants et les paramètres de mesure, afin de garantir la validité et la fiabilité des résultats obtenus.

Ensuite, la réalisation et l'interprétation des analyses EEG sont particulièrement délicates. Cette technique, bien que puissante, est extrêmement sensible aux artefacts externes (comme les mouvements oculaires et musculaires) et internes (comme les états émotionnels et cognitifs fluctuants). La subtilité des signaux cérébraux et leur vulnérabilité aux interférences externes exigent une expertise technique avancée pour le traitement des données et une interprétation éclairée. Il est impératif de considérer les résultats avec prudence. Les conclusions tirées des analyses EEG doivent être soigneusement confrontées à d'autres méthodes de recherche et validées par des études complémentaires. Enfin, il est crucial de reconnaître les limitations inhérentes aux techniques utilisées et d'adopter une approche critique pour éviter des interprétations simplistes ou erronées des phénomènes cognitifs complexes étudiés. Une expertise d'experts du domaine est cruciale dans toute étude de ce type. L'activité EEG étant nouvelle, Dassault Systèmes ne dispose pas d'une telle expertise, rendant l'interprétation des résultats et la conduite d'analyse pertinentes d'autant plus complexe.

A cela s'est ajouté des problématiques pour disposer d'un casque EEG d'acquisition des données fonctionnel ce qui a grandement compromis la réalisation des missions initiales du stage.

3 Apports du stage

3.1 Compétences acquises

Ce stage dans la recherche s'est avéré intéressant et m'a permis d'avoir un aperçu de la recherche privée dans le domaine des neurosciences. J'avais en effet réalisé mon stage assistant-ingénieur au sein du Centre de Recherche en Neurosciences de Lyon (CRNL) dans la recherche publique en neurosciences. Lors de ce précédent stage, je devais m'occuper de la modernisation d'un logiciel de visualisation des potentiels évoqués, et donc la programmation des différentes fonctionnalités et interfaces graphiques. Lors de ce stage chez Dassault Systèmes, j'ai eu l'opportunité d'avoir une vision plus large d'un projet en neurosciences cognitives. Effectivement, j'ai pu acquérir un plus grand panel de connaissance avec des missions s'inscrivant dans une phase d'avant-projet. J'ai eu l'opportunité de réaliser des missions très variées et notamment une étude de l'offre de marché, la conception d'un protocole en neurosciences cognitives et la mise en place de recherches à la fois théoriques et cliniques.

L'étude de l'offre de marché m'a appris à analyser et comparer différentes technologies disponibles et à évaluer leur pertinence en fonction des objectifs du projet. J'ai pu mieux comprendre les exigences réglementaires pour la conception, l'adoption d'une technologie au sein d'une entreprise et la protection des données personnelles et de santé.

La conception d'un protocole de recherche m'a formé à la formulation d'hypothèses de recherche, à l'élaboration de procédures expérimentales rigoureuses et à l'acquisition des intuitions et des connaissances à propos des biais éventuels d'un protocole.

Ce stage m'a également permis de développer des compétences techniques approfondies dans le domaine du traitement du signal et de l'analyse de données biomédicales. J'ai ainsi pu mettre en pratique les connaissances théoriques acquises lors de mes études et les appliquer à des projets concrets. Les différentes analyses de données réalisées ont renforcé mes capacités à mener des recherches théoriques approfondies. Ces compétences regroupent la revue de la littérature scientifique, la synthèse de connaissances existantes et la formulation de nouvelles hypothèses basées sur ces connaissances. Ce stage m'a également initié à la critique et à l'évaluation des études existantes, compétence essentielle pour développer de nouvelles idées et pour l'avancement de la recherche.

J'ai également pu développer des compétences en communication. Effectivement, tous les mois des présentations d'une heure étaient réalisées par un des stagiaire de l'équipe Neuro Twin aux membres permanents de l'équipe. Ces présentations étaient donc l'occasion de valoriser notre travail et de le présenter de manière compréhensible pour permettre à tous les membres de suivre l'avancement de nos travaux. Ces opportunités de communication m'ont appris à communiquer de manière concise et synthétique pour permettre à mes interlocuteurs de comprendre rapidement les enjeux ou les problématiques de mon projet.

Enfin, le sujet de ce stage était assez libre et m'a permis de gagner en confiance à travers un travail en grande autonomie, en prise d'initiatives et en propositions.

3.2 Compétences à acquérir

En plus des différentes compétences acquises, ce stage était l'occasion de me rendre compte des nombreuses compétences qu'il me reste à acquérir pour mener à bien mes missions dans le futur. Effectivement, ce stage s'inscrit dans un contexte de recherche et s'est majoritairement déroulé en autonomie. Lors de mes

études à l'UTC, j'ai acquis des compétences de travail en groupe et de gestion de projet à plusieurs. Je n'ai cependant pas pu mettre en place ces compétences dans un cadre professionnel. La gestion de projet est une compétence clé pour mener des projets de recherche complexes. Elle inclut la planification, l'organisation, la gestion des ressources et la coordination des équipes. La pratique dans un contexte professionnel m'aidera à gérer efficacement les différentes phases d'un projet, le respect des délais et la garantie de la qualité des résultats.

Ensuite, ce stage s'inscrivait dans une phase d'avant projet, il me reste à acquérir plus de compétences en communication scientifique, c'est-à-dire à communiquer efficacement les résultats de mes recherches. Cela inclut notamment la présentation des résultats lors de conférences et éventuellement la publication dans des revues scientifiques afin de partager mes découvertes avec la communauté scientifique et contribuer à l'avancement des connaissances.

Enfin, la compréhension des aspects réglementaires et éthiques de la recherche biomédicale est essentielle pour s'assurer que les études réalisées respectent les standards internationaux. Cela inclut la connaissance des réglementations en matière de protection des données, des normes éthiques pour la conduite des recherches avec des sujets humains et des procédures pour l'obtention des autorisations nécessaires. Lors de ce stage, en raison de difficultés juridiques et techniques, la conception d'un protocole en neurosciences cognitives n'a pas pu aboutir jusqu'à la passation de l'expérimentation. J'ai donc été sensibilisée aux problématiques de recueil des données à la fois d'un point de vue juridique et ressources humaines mais ce n'est pas un sujet que je maîtrise. Un approfondissement de ces aspects est crucial pour une carrière future dans la recherche.

3.3 Liens avec la formation théorique

Ce stage a été l'occasion de mettre en pratique les différentes connaissances théoriques acquises au cours de mon semestre au sein du Master 2 Ingénierie de la Santé en double-diplôme. Effectivement, le parcours Technologies Biomédicales et Territoire de Santé du Master s'est avéré être un complément pertinent à ma formation d'ingénierie biomédicale et m'a permis d'appréhender certaines missions de mon stage avec un regard plus éclairé. Mon parcours universitaire en Master m'a également fourni la méthodologie, la rigueur et l'organisation nécessaires à la gestion de ce projet.

Les différents enseignements m'ont ainsi donné des bases réglementaires pour appréhender le secteur de la santé et ses différentes exigences notamment en terme de protection des données de santé qui a été un des thèmes majeur de ce stage. J'ai ensuite pu mieux appréhender l'organisation du système de santé par une meilleure compréhension des politiques de santé et de leur impact sur les organisations. La compréhension du contexte socio-économique des dispositifs médicaux et des innovations est cruciale lors de la phase d'avant projet et les différents enseignements du Master ont guidé mes choix et les méthodologies appliquées notamment dans la conception de l'offre de marché et les questions de recherche appliquées à la dépression. Effectivement, les différents intervenants des divers unités d'enseignement nous ont chacun communiqué leur vision du monde biomédical permettant de mieux comprendre les attentes, enjeux et difficultés des professionnels de la santé et des industries, lors de la conception de nouvelles solutions.

Conclusion

Lors de ce stage, j'ai réalisé des missions très variées, allant de l'analyse de l'offre de marché des dispositifs EEG à l'analyse de données portant sur des questions de recherche à la fois cognitives et cliniques, en passant par la mise en place d'un protocole d'expérimentation cognitive.

La réalisation de ce stage a permis de mettre en lumière la complexité et les défis inhérents à la mise en place d'une activité EEG au sein d'une entreprise. La conception d'un protocole expérimental rigoureux, la maîtrise des techniques d'analyse des signaux EEG et l'interprétation des résultats ont constitué des étapes cruciales et porteuses de leurs propres difficultés. Parmi ces difficultés on retrouve la fait de choisir un dispositif EEG parmi toutes les options disponibles sur le marché. Il est également nécessaire de porter une grande attention à tous les détails lors de la conception d'un protocole d'expérimentation cognitive ainsi que de déceler les éventuels biais. L'analyse des signaux EEG n'est pas non plus triviale et de nombreux choix doivent être faits à la fois pour la partie pré-traitement et pour l'analyse de différentes métriques.

En plus de ces éclairages méthodologiques, des résultats théoriques ont pu être obtenus. Les études comparatives entre perception et imagerie mentale ont révélé certaines différences significatives dans les réponses cérébrales, tandis que l'identification de marqueurs biologique potentiels de la dépression a ouvert des perspectives pour le diagnostic et le suivi de cette pathologie. J'espère que ces résultats pourront être d'intérêt pour la communauté neuroscientifique. Toutefois, il est essentiel de considérer ces résultats avec précaution, en tenant compte des limitations méthodologiques du fait de l'utilisation de bases de données publiquement disponibles où les paramètres d'acquisition ne peuvent pas être contrôlés, et en confrontant ces résultats à d'autres approches de recherche pour éviter des conclusions erronées. Ce stage m'a offert l'opportunité de m'initier à la méthodologie de la recherche et de comprendre certains écueils inhérents à ce domaine.

En conclusion, ce stage m'a permis d'acquérir une expérience enrichissante dans le cadre de mon projet professionnel. Les compétences acquises me seront utiles dans le cadre de mon future professionnel dans la recherche en neurosciences.

Références

- [1] Dassault Systèmes. From things to life. <https://www.3ds.com/insights/from-things-to-life>. Consulté le 24 03 2024.
- [2] Dassault Systèmes. Document d'enregistrement universel 2023 - rapport financier annuel. <https://ml-eu.globenewswire.com/Resource/Download/5ea1b703-7d1d-4c59-b898-4fe1264eb7bf>, 2023. Consulté le 24 03 2024.
- [3] Mahsa Soufneyestani, Dale Dowling, and Arshia Khan. Electroencephalography (eeg) technology applications and available devices. *Applied Sciences*, 10(21) :7453, 2020.
- [4] Hanspeter Pfister, Verena Kaynig, Charl P Botha, Stefan Bruckner, Vincent J Dercksen, Hans-Christian Hege, and Jos BTM Roerdink. Visualization in connectomics. *Scientific Visualization : Uncertainty, Multifield, Biomedical, and Scalable Visualization*, pages 221–245, 2014.
- [5] Emotiv. Explore the next frontier of brain technology. <https://www.emotiv.com/>. Consulté le 24 03 2024.
- [6] Emotiv. Emotiv privacy policy. https://id.emotivcloud.com/eoidc/privacy/privacy_policy/. Consulté le 24 03 2024.
- [7] Emotiv. Emotiv terms of use. <https://id.emotivcloud.com/eoidc/privacy/terms/>. Consulté le 24 03 2024.
- [8] Emotiv. End user license agreement. <https://cerebrum.emotivcloud.com/api/privacy/doc/eula/>. Consulté le 24 03 2024.
- [9] Commission nationale de l'informatique et des libertés. Méthodologie de référence mr004. <https://www.cnil.fr>. Consulté le 24 03 2024.
- [10] Nuraini Jamil, Abdelkader Nasreddine Belkacem, Sofia Ouhbi, and Abderrahmane Lakas. Noninvasive electroencephalography equipment for assistive, adaptive, and rehabilitative brain-computer interfaces : a systematic literature review. *Sensors*, 21(14) :4754, 2021.
- [11] Guiomar Niso, Elena Romero, Jeremy T Moreau, Alvaro Araujo, and Laurens R Krol. Wireless eeg : A survey of systems and studies. *NeuroImage*, 269 :119774, 2023.
- [12] Juri D Kropotov. *Functional neuromarkers for psychiatry : Applications for diagnosis and treatment*. Academic Press, 2016.
- [13] Chuanji Gao, Stefania Conte, John E Richards, Wanze Xie, and Taylor Hanayik. The neural sources of n170 : Understanding timing of activation in face-selective areas. *Psychophysiology*, 56(6) :e13336, 2019.
- [14] Boaz Sadeh and Galit Yovel. Why is the n170 enhanced for inverted faces? an erp competition experiment. *Neuroimage*, 53(2) :782–789, 2010.
- [15] Bruno Rossion, Isabel Gauthier, M J Tarr, P Despland, Raymond Bruyer, S Linotte, and Marc Crommelinck. The n170 occipito-temporal component is delayed and enhanced to inverted faces but not to inverted objects : an electrophysiological account of face-specific processes in the human brain. *Neuroreport*, 11(1) :69–72, 2000.
- [16] Vera C Blau, Urs Maurer, Nim Tottenham, and Bruce D McCandliss. The face-specific n170 component is modulated by emotional facial expression. *Behavioral and brain functions*, 3 :1–13, 2007.
- [17] Peter de Lissa, Sidsel Sørensen, Nicholas Badcock, Johnson Thie, and Genevieve McArthur. Measuring the face-sensitive n170 with a gaming eeg system : A validation study. *Journal of neuroscience methods*, 253 :47–54, 2015.

- [18] Yasmin Allen-Davidian, Manuela Russo, Naohide Yamamoto, Jordy Kaufman, Alan J Pegna, and Patrick Johnston. Turning the face inversion effect on its head : violated expectations of orientation, lighting, and gravity enhance n170 amplitudes. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 33(2) :303–314, 2021.
- [19] Nadine Dijkstra, Sander E Bosch, and Marcel AJ van Gerven. Shared neural mechanisms of visual perception and imagery. *Trends in cognitive sciences*, 23(5) :423–434, 2019.
- [20] Joel Pearson, Thomas Naselaris, Emily A Holmes, and Stephen M Kosslyn. Mental imagery : functional mechanisms and clinical applications. *Trends in cognitive sciences*, 19(10) :590–602, 2015.
- [21] Nadine Dijkstra, Pim Mostert, Floris P de Lange, Sander Bosch, and Marcel AJ van Gerven. Differential temporal dynamics during visual imagery and perception. *Elife*, 7 :e33904, 2018.
- [22] Holly Wilson, Xi Chen, Mohammad Golbabaee, Michael J Proulx, and Eamonn O’Neill. Feasibility of decoding visual information from eeg. *Brain-Computer Interfaces*, pages 1–28, 2023.
- [23] Siying Xie, Daniel Kaiser, and Radoslaw M Cichy. Visual imagery and perception share neural representations in the alpha frequency band. *Current Biology*, 30(13) :2621–2627, 2020.
- [24] R Maskeliunas, R Damasevicius, I Martisius, and M Vasiljevas. Consumer-grade eeg devices : are they usable for control tasks? *peerj* 4, e1746, 2016.
- [25] Andre Moraes Bastos, Julien Vezoli, Conrado Arturo Bosman, Jan-Mathijs Schoffelen, Robert Oostenveld, Jarrod Robert Dowdall, Peter De Weerd, Henry Kennedy, and Pascal Fries. Visual areas exert feedforward and feedback influences through distinct frequency channels. *Neuron*, 85(2) :390–401, 2015.
- [26] Timo Van Kerkoerle, Matthew W Self, Bruno Dagnino, Marie-Alice Gariel-Mathis, Jasper Poort, Chris Van Der Togt, and Pieter R Roelfsema. Alpha and gamma oscillations characterize feedback and feedforward processing in monkey visual cortex. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(40) :14332–14341, 2014.
- [27] Alice Mado Proverbio, Marta Tacchini, and Kaijun Jiang. What do you have in mind? erp markers of visual and auditory imagery. *Brain and Cognition*, 166 :105954, 2023.
- [28] Dezhong Yao, Yun Qin, Shiang Hu, Li Dong, Maria L Bringas Vega, and Pedro A Valdés Sosa. Which reference should we use for eeg and erp practice? *Brain topography*, 32 :530–549, 2019.
- [29] FieldTrip. Time-frequency analysis using hanning window, multitapers and wavelets. <https://www.medtronic.com/ch-fr/patients/traitements-et-produits/traitemement-pour-la-douleur-neuropathique/neurostimulation-medullaire.html>. Consulté le : 2024-04-22.
- [30] Istvan Winkler, Susan Denham, and Carles Escera. Auditory event-related potentials. In *Encyclopedia of computational neuroscience*, pages 238–262. Springer, 2022.
- [31] Kirsten Crager, Aina Puce, et al. On dissociating the neural time course of the processing of positive emotions. *Neuropsychologia*, 83 :123–137, 2016.
- [32] Aina Puce, Marie E McNeely, Michael E Berrebi, James C Thompson, Jillian Hardee, and Julie Brefczynski-Lewis. Multiple faces elicit augmented neural activity. *Frontiers in human neuroscience*, 7 :282, 2013.
- [33] Pejman Memar and Farhad Faradji. A novel multi-class eeg-based sleep stage classification system. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26(1) :84–95, 2017.
- [34] Shlomo Bentin, Truett Allison, Aina Puce, Erik Perez, and Gregory McCarthy. Electrophysiological studies of face perception in humans. *Journal of cognitive neuroscience*, 8(6) :551–565, 1996.

- [35] Martin Eimer, Monika Kiss, and Susan Nicholas. Response profile of the face-sensitive n170 component : a rapid adaptation study. *Cerebral cortex*, 20(10) :2442–2452, 2010.
- [36] Karisa B Parkington and Roxane J Itier. One versus two eyes makes a difference! early face perception is modulated by featural fixation and feature context. *Cortex*, 109 :35–49, 2018.
- [37] Bernard Pidoux. Les potentiels évoqués visuels. Script de cours non publié, 2011.
- [38] Leonardo Dalla Porta, Daniel M Castro, Mauro Copelli, Pedro V Carelli, and Fernanda S Matias. Feedforward and feedback influences through distinct frequency bands between two spiking-neuron networks. *Physical Review E*, 104(5) :054404, 2021.
- [39] Wolfgang Klimesch. Eeg alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance : a review and analysis. *Brain research reviews*, 29(2-3) :169–195, 1999.
- [40] Sebastian Michelmann, Benjamin Griffiths, and Simon Hanslmayr. The role of alpha and beta oscillations in the human eeg during perception and memory processes. *The Oxford handbook of EEG frequency*, pages 202–219, 2022.
- [41] Erol Başar, Canan Başar-Eroglu, Sirel Karakaş, and Martin Schürmann. Gamma, alpha, delta, and theta oscillations govern cognitive processes. *International journal of psychophysiology*, 39(2-3) :241–248, 2001.
- [42] Pierre Etevenon. L'homme éveillé. *Paradoxes du sommeil et du rêve. Sand-Tchou, Paris*, 1990.
- [43] Helene Guiraud. *Symphonie des oscillations cérébrales lors de la perception de la parole : études comportementale et en magnétoencéphalographie chez les enfants neurotypiques et dysphasiques*. PhD thesis, Université de Lyon, 2017.
- [44] Sacha Behrend. Le rapport entre imagerie mentale et perception à la lumière des sciences cognitives. *Philonsorbonne*, (16) :13–30, 2022.
- [45] Jean-Rémi King and Stanislas Dehaene. Characterizing the dynamics of mental representations : the temporal generalization method. *Trends in cognitive sciences*, 18(4) :203–210, 2014.
- [46] Shreeya Garg, Urvashi Prakash Shukla, and Linga Reddy Cenkeramaddi. Detection of depression using weighted spectral graph clustering with eeg biomarkers. *IEEE Access*, 2023.
- [47] World Health Organization. Depressive disorder (depression). <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression>, 2023. Consulté le 21 05 2024.
- [48] Cleveland Clinic. Depression. <https://my.clevelandclinic.org/health/diseases/9290-depression>, 2023. Consulté le 21 05 2024.
- [49] Antora Dev, Nipa Roy, Md Kafiul Islam, Chiranjeeb Biswas, Helal Uddin Ahmed, Md Ashraful Amin, Farhana Sarker, Ravi Vaidyanathan, and Khondaker A Mamun. Exploration of eeg-based depression biomarkers identification techniques and their applications : a systematic review. *IEEE Access*, 10 :16756–16781, 2022.
- [50] Wajid Mumtaz and Abdul Qayyum. A deep learning framework for automatic diagnosis of unipolar depression. *International journal of medical informatics*, 132 :103983, 2019.
- [51] James F Cavanagh, Andrew W Bismark, Michael J Frank, and John JB Allen. Multiple dissociations between comorbid depression and anxiety on reward and punishment processing : Evidence from computationally informed eeg. *Computational Psychiatry (Cambridge, Mass.)*, 3 :1, 2019.
- [52] Fernando Soares de Aguiar Neto and João Luís Garcia Rosa. Depression biomarkers using non-invasive eeg : A review. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 105 :83–93, 2019.
- [53] Joe Bathelt, Corine Dijk, and Marte Otten. Loneliness in the brain : Distinguishing between hypersensitivity and hyperalertness. <https://osf.io/nu3xs>, 2023. Consulté le 19 04 2024.

- [54] Shalini Mahato and Sanchita Paul. Analysis of region of interest (roi) of brain for detection of depression using eeg signal. *Multimedia Tools and Applications*, 83(1) :763–786, 2024.
- [55] Yanting Xu, Hongyang Zhong, Shangyan Ying, Wei Liu, Guibin Chen, Xiaodong Luo, and Gang Li. Depressive disorder recognition based on frontal eeg signals and deep learning. *Sensors*, 23(20) :8639, 2023.
- [56] Milena Cukic, David Pokrajac, Miodrag Stokic, Vlada Radivojevic, Milos Ljubisavljevic, et al. Eeg machine learning with higuchi fractal dimension and sample entropy as features for successful detection of depression. *arXiv preprint arXiv :1803.05985*, 2018.
- [57] Saime A Akar, Sadık Kara, Sümeyra Agambayev, and Vedat Bilgiç. Nonlinear analysis of eeg in major depression with fractal dimensions. In *2015 37th annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 7410–7413. IEEE, 2015.
- [58] Maie Bachmann, Jaanus Lass, Anna Suhhova, Hiie Hinrikus, et al. Spectral asymmetry and higuchi's fractal dimension measures of depression electroencephalogram. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2013, 2013.

Annexes

	Thêta	Alpha	Bêta	Gamma1	Gamma2
Occipital	0.0433	0.3307	0.00001	0.0043	0.7417
Pariétal	0.1374	0.2489	0.00014	0.0822	0.9163
Fronto-pariétal	0.1470	0.2587	0.00187	0.2198	0.3216
Central	0.2808	0.2752	0.0319	0.0999	0.0356
Fronto-central	0.6932	0.1001	0.0113	0.1992	0.0824
Frontal	0.5935	0.0458	0.0039	0.1290	0.1198
Pre-frontal	0.9609	0.1569	0.00003	0.0583	0.0303

p < 0.05

p < 0.001

FIGURE 55 – Résultats des tests de permutation pour l'analyse temps-fréquence entre perception et imagerie mentale visuelle

Liste des métriques
Moyenne
Amplitude pic à pic
Quartile (0.75)
RMS (Root Mean Square)
Approximate Entropy
Decorrelation time
Higuchi Fractal Dimension
Hjorth Complexity
Hjorth Complexity Spectrum
Hjorth Mobility
Hjorth Mobility Spectrum
Hurst Exponent
Katz Fractal Dimension
Kurtosis
Line length
Sample Entropy
Skewness
Spectral Edge Frequency
Spectral Entropy
Standard Deviation
SVD Entropy
SVD Fisher Info
Variance
Zero-crossing

TABLE 1 – Liste des métriques utilisées pour la découverte de marqueurs biologique de la dépression

Conditions	Métriques et électrodes utilisées	Meilleure(s) méthode(s) de classification	Exactitude pour la / les meilleure(s) méthode(s)
EC - Toutes les métriques significatives	Higuchi Fractal Dimension (FP2, CZ, F3, F4, C3, C4, P3, P4) // Hjorth Mobility (FZ, CZ, PZ, C3, C4, P3, P4, O1, T3/T7, T5/P7, T6/P8) // Katz Fractal Dimension (FZ, CZ, C3, C4, O1, T3/T7, T5/P7, T7/P8) // Spectral Edge Frequency (C3, C4, O1, T3/T7, T6/P8) // Spectral Entropy (FZ, FP2, CZ, PZ, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, T3/T7, T5/P7, T6/P8) // SVD Fisher Info (CZ, F8, C3, O1, T4/T8) // Variance (P3) // Zero-Crossings (FZ, CZ, C3, C4, P3, P4, O1, T3/T7, T5/P7, T6/P8)	Gradient Boosting	78%
EC - Métriques très significatives	Higuchi Fractal Dimension (C3, C4) // Hjorth Mobility (FZ, CZ, C3, C4, P4, O1, T3/T7) // Katz Fractal Dimension (CZ, C3, C4) // Spectral Edge Frequency (C3, O1, T3/T7) // Spectral Entropy (FZ, CZ, PZ, F3, C3, C4, P3, P4, T3/T7) // SVD Fisher Info (F8, C3, O1) // Zero-Crossings (CZ, C3, C4, P4, T3/T7)	Arbre de Décision	83%
EC - Seulement les électrodes centrales	Higuchi Fractal Dimension (C3, C4) // Hjorth Mobility (CZ, C3, C4) // Katz Fractal Dimension (CZ, C3, C4) // Spectral Edge Frequency (C3) // Spectral Entropy (CZ, C3, C4) // SVD Fisher Info (C3) // Zero-Crossings (CZ, C3, C4)	Gradient Boosting // Random Forest	83%
EO - Toutes les métriques significatives	Hjorth Complexity (C3, C4) // Hjorth Mobility (CZ, C3, C4, P3, P4, T6/P8) // Katz Fractal Dimension (CZ, C3, C4, P3, P4) // Spectral Edge Frequency (F7, F8, C3, C4, T3/T7) // Spectral Entropy (CZ, C3, C4, P3, P4, T3/T7, T6/P8) // Zero-Crossings (CZ, C3, C4, P3, P4, O1, T5/P7, T6/P8)	Régression logistique // Random Forest	67%
EO - Métriques très significatives	Hjorth Complexity (C3) // Hjorth Mobility (C3, C4, P4) // Katz Fractal Dimension (CZ, C3) // Spectral Edge Frequency (C3, T3/T7) // Spectral Entropy (CZ, C3, C4, P3, P4, T3/T7) // Zero-Crossings (CZ, C3, C4, P4, O1)	Random Forest // K plus proches voisins	72%
EO - Seulement les électrodes centrales	Hjorth Complexity (C3) // Hjorth Mobility (C3, C4) // Katz Fractal Dimension (CZ, C3) // Spectral Edge Frequency (C3) // Spectral Entropy (CZ, C3, C4) // Zero-Crossings (CZ, C3, C4)	Random Forest	78%

TABLE 2 – Métriques et électrodes utilisées pour chaque classifieur et exactitude pour la meilleure des méthodes de classification