UNIVERSITÉ NICE-SOPHIA ANTIPOLIS

École Doctorale STIC

Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication

THÈSE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR EN SCIENCES

de l'UNIVERSITÉ de Nice-Sophia Antipolis

Mention : Automatique, Traitement du Signal et des Images

présentée et soutenue par

Romain TRACHEL

Protocoles d'interaction cerveau-machine pour améliorer la performance d'attention visuospatiale chez l'homme

Thèse dirigée par Maureen CLERC et Thomas BROCHIER

soutenue le 24 Juin 2014 à Sophia Antipolis, France.

Jury :

Frank Vidal	LNC, CNRS, Marseille	Rapporteur
Marco Congedo	Gipsa-lab, CNRS, Grenoble	Rapporteur
Jean Lorenceau	ICM, CNRS, Paris	Examinateur
Fabien Lotte	Potioc, INRIA Bordeaux - Sud-Ouest	Examinateur

Résumé

L'attention visuospatiale est un mécanisme de sélection et de traitement d'information qui se manifeste explicitement par l'orientation de la tête ou du regard. En anticipation d'une nouvelle information, le foyer de l'attention s'oriente implicitement en vision périphérique pour dissocier l'orientation du regard et du foyer implicite vers deux emplacements distincts. Dans cette situation, la réaction à une cible qui apparaît à l'emplacement du foyer implicite s'améliore par rapport aux autres cibles qui pourraient s'afficher dans un emplacement non-attendu.

La problématique de la thèse est d'étudier comment détecter l'emplacement du foyer de l'attention implicite par décodage de l'activité cérébrale mesurée en électroencéphalographie (EEG), avant l'affichage d'une cible visuelle, dans 3 expériences réalisées chez des sujets sains. La première expérience aborde la problématique dans une condition où l'indication sur l'emplacement de la cible est globalement non-informative pour les sujets. Cependant, leur activité cérébrale suggère que ce type d'indication a tendance à induire un état d'alerte, de préparation ou d'orientation de l'attention dans le temps plutôt que dans l'espace. En lien avec ce résultat, la deuxième expérience aborde la problématique dans une condition ambiguë où l'attention du sujet s'oriente vers un emplacement sans lien systématique avec le contenu des indications. La proportion de cibles affichées dans l'emplacement non-attendu par les sujets est similaire à une condition non-informative avec ces indications ambiguës, qui altèrent de manière dramatique la rapidité et la précision de leurs réactions. En revanche, l'analyse de l'EEG au niveau des capteurs dans le domaine temps-fréquence ou des sources dans le domaine spatio-temporel, montre des variations de puissance à travers un réseau de structures cérébrales typiquement impliqué dans l'orientation spatiale de l'attention. De plus, le décodage des caractéristiques cérébrales, extraites à la sortie de filtres spatiaux reflétant ce réseau, permet de classer une large proportion d'essai où la cible apparait dans l'emplacement attendu, ce qui conduit à une amélioration de la performance comportementale par rapport aux données enregistrées pendant l'expérience. Enfin, la troisième expérience aborde la problématique dans cette condition sur une plateforme de traitement temps-réel permettant d'implémenter deux protocoles d'interaction via une interface cerveau-machine. Les résultats montrent une amélioration comportementale significative à travers les sujets par rapport à la performance de base contrôlée et enregistrée pendant la calibration de l'interface.

En perspective de ce travail, nous proposons d'appliquer ces protocoles d'interaction pour améliorer la performance d'attention visuospatiale impliquée dans les opérations de commande et de contrôle d'un appareil terrestre ou aérien.

Keywords Attention ; Visuospatial ; EEG ; Interface Cerveau-Machine ; Interaction ; Décodage ; Localisation de Sources ; Filtres Spatiaux

Abstract

Visuospatial attention is an information selection and processing mechanism whose overt manifestations consist of head or gaze shifts. In anticipation to new information, the focus of attention can also covertly shift to peripheral vision to share attention between two distinct locations : the overt one (center of gaze) and the covert one in periphery. In such a situation, the reaction to a target appearing at the focus of attention is enhanced with respect to targets appearing at unattended locations.

This thesis addresses the problem of detecting the location of covert attention by decoding neural activity measured by electroencephalography (EEG) before target onset in 3 experiments on healthy subjects. The first experiment uses visuospatial cues that are non-informative about the target location. However, the neural activity reflects that non-informative cues tend to bring the subjects into a state related to alertness, motor preparation or temporal expectation rather than a spatial shift of attention. According to this result, the second experiment uses an ambiguous precueing condition in which the sujet's attention is shifted to spatial locations which bear a non-systematic relation to the information contained in the cues. With these ambiguous cues, we find that the proportion of targets displayed at unattended locations is equivalent to a non-informative condition, and that reaction speed and accuracy are dramatically impacted. The EEG signal analysis at the sensor level in the time-frequency domain or at the source level in the spatio-temporal domain show power modulations across a large neural network typically related to visuospatial attention tasks. In addition, the decoding of features extracted by spatial filters reflecting this network allow to classify a large proportion of single-trials in which the target appears at the attended location, in view of enhancing the behavioral performance with respect to data recorded during the task. Finally in the third experiment, we implemented two interaction protocols by designing a novel brain-computer interface that decodes covert visuospatial attention. The results show a significantly enhanced behavioral performance compared to baseline performance recorded before the calibration protocol.

As a perspective to this work, we discuss applications of the proposed interaction protocols to enhance visuospatial attention performance in command and control aircraft operations.

Keywords Visuospatial Attention ; EEG ; Brain-Computer Interface ; Interaction ; Decoding ; Source localisation ; Spatial filters

Table des matières

0 Remerciements **13**

I Prologue **17**

1 Introduction **19**
1.1 Contexte de la thèse 20
1.2 Problématique de la thèse 21
1.3 Objectifs de la thèse 22
1.4 Structure du document 23

2 L'attention visuospatiale **25**
2.1 Typologie de l'attention 26
2.1.1 L'orientation 26
2.1.2 L'alerte 27
2.1.3 L'exécution 28
2.2 Composantes de l'orientation 29
2.2.1 Composantes focale vs partagée 29
2.2.2 Composantes exogène vs endogène 31
2.2.3 Composantes explicite vs implicite 32
2.3 Le paradigme de pré-indiçage visuospatial 34
2.3.1 Présentation de la tâche de Posner 34
2.3.2 Paramétrage de l'indice 36
2.3.3 Paramétrage des cibles 37
2.3.4 Fonction psychométrique 39
2.4 Neurophysiologie de l'attention visuospatiale 40
2.4.1 Activité électrique du cortex relié à l'attention 40
2.4.2 De la rétine au cortex visuel 43
2.4.3 Réseaux de l'attention visuospatiale 45
2.4.4 Variations de puissance induites par l'orientation endogène . . 47
2.5 Amélioration de l'orientation endogène 48
2.5.1 Protocoles d'améliorations basés sur une ICM 49
2.5.2 Techniques de mesure 51
2.5.3 Extraction des caractéristiques 56
2.5.4 Classification des caractéristiques 57

3 Cadre méthodologique **59**
3.1 Enregistrement et pré-traitement de signaux 60
3.1.1 Système d'acquisition 60
3.1.2 Traitement des artefacts 60
3.2 Pré-traitement des données anatomiques 62
3.2.1 Segmentation des IRM anatomiques 63
3.2.2 Annotation des données anatomiques 64
3.2.3 Référentiel des données anatomiques 65
3.2.4 Définition de l'espace des sources 65
3.2.5 Calcul de la matrice de gain 68
3.3 Extraction des caractéristiques du signal 68
3.3.1 Densité de courant des signaux 69
3.3.2 Common Spatial Patterns 71
3.3.3 Beamformer 73
3.3.4 Minimisation de norme 74
3.4 Décodage des caractéristiques 75
3.4.1 Classification par apprentissage supervisé 75
3.4.2 Sélection des caractéristiques 77
3.4.3 Validation croisée des résultats 78
3.4.4 Optimisation des bandes de fréquences 78
3.4.5 Évaluation des performances 79
3.5 Cartographie statistique 81
3.5.1 Méthode de calcul des ERD/ERS 81
3.5.2 Problème des comparaisons multiples 82
3.5.3 Tests de permutation par seuillage 83
3.5.4 Méthode de seuillage améliorée 84

II Expériences sur l'attention visuospatiale **87**

4 Etude hors ligne par pré-indiçage classique **91**
4.1 Introduction 92
4.1.1 Objectifs de l'expérience 92
4.1.2 Conditions expérimentales 92
4.1.3 Hypothèses de l'expérience 93
4.2 Protocole expérimental 94
4.2.1 Description de la tâche 94
4.2.2 Procédure adaptative 95
4.2.3 Session d'enregistrement 95
4.2.4 Pré-traitement des données 96
4.3 Analyse comportementale 97

4.3.1 Procédure adaptative . . . 97
4.3.2 Performance comportementale . . . 97
4.4 Analyse temps-fréquence . . . 99
4.4.1 Activité reliée à l'indice . . . 99
4.4.2 Activité reliée à la cible . . . 102
4.5 Analyse de décodage . . . 104
4.5.1 Extraction des caractéristiques . . . 104
4.5.2 Taux de classification . . . 104
4.6 Amélioration comportementale . . . 105
4.6.1 Amélioration du temps de réaction . . . 107
4.6.2 Amélioration du taux d'erreur . . . 108
4.7 Résumé des principaux résultats . . . 108
4.7.1 Effets comportementaux . . . 109
4.7.2 Variations de puissances . . . 109
4.7.3 Décodage des données . . . 110
4.7.4 Amélioration comportementale . . . 110
4.8 Perspectives et amélioration de l'expérience . . . 111

5 Etude hors ligne par pré-indiçage ambigu 113
5.1 Introduction . . . 115
5.1.1 Objectifs de l'expérience . . . 115
5.1.2 Conditions expérimentales . . . 115
5.1.3 Hypothèses de l'expérience . . . 116
5.2 Protocole expérimental . . . 117
5.2.1 Description de la tâche . . . 117
5.2.2 Paramétrage de l'indice spatial . . . 118
5.2.3 Paramétrage de la cible visuelle . . . 120
5.3 Performance comportementale . . . 120
5.3.1 Procédures adaptatives . . . 120
5.3.2 Taux d'erreur spatiale sur l'indice . . . 121
5.3.3 Temps de réaction sur la cible . . . 121
5.3.4 Taux d'erreur sur la cible . . . 123
5.4 Analyse statistique dans le domaine temps-fréquence . . . 123
5.4.1 Activité reliée à l'indice . . . 124
5.4.2 Activité reliée à la cible . . . 130
5.4.3 Conjonction des résultats individuels . . . 135
5.5 Analyse statistique dans le domaine spatio-temporel . . . 138
5.5.1 Activité reliée à l'indice . . . 139
5.5.2 Activité reliée à la cible . . . 142
5.6 Analyse du décodage des caractéristiques . . . 145
5.6.1 Décodage dans l'espace des capteurs . . . 146

5.6.2 Décodage dans l'espace des sources 154
5.6.3 Comparaison des résultats 164
5.7 Analyse de l'amélioration comportementale 165
5.7.1 Amélioration du temps de réaction 165
5.7.2 Amélioration du taux d'erreur 166
5.8 Résumé des principaux résultats 166
5.8.1 Résultats comportementaux 166
5.8.2 Résultats des analyses statistiques 168
5.8.3 Résultats du décodage des données 168
5.8.4 Résultats de l'amélioration comportementale 169
5.9 Perspectives et améliorations possibles 170

6 Etude en ligne par protocoles d'interaction 171
6.1 Introduction 172
6.1.1 Objectifs de l'expérience 172
6.1.2 Hypothèses de l'expérience 173
6.2 Procédure expérimentale 173
6.2.1 Sessions d'enregistrement 173
6.2.2 Plateforme expérimentale 174
6.2.3 Calibration et décodage des données 175
6.2.4 Adaptation de la proportion d'essais 177
6.3 Protocole de calibration 178
6.3.1 Procédures adaptatives 178
6.3.2 Performance comportementale 179
6.3.3 Optimisation des paramètres de décodage 182
6.3.4 Variations de puissance dans la bande alpha 183
6.4 Protocole P1 d'affichage des cibles 187
6.4.1 Adaptation de la proportion d'essais 187
6.4.2 Décodage des données 188
6.4.3 Amélioration comportementale 189
6.4.4 Variations de puissance dans la bande alpha 192
6.5 Protocole P2 d'affichage des avertissements 197
6.5.1 Décodage des données 198
6.5.2 Amélioration comportementale 198
6.6 Résumé des principaux résultats 202
6.6.1 Variations de puissance 202
6.6.2 Décodage des données 203
6.6.3 Amélioration comportementale 203

III Discussion générale **205**

7 Conclusion et contributions **207**
7.1 Conclusion de chaque expérience 208
7.1.1 Expérience par pré-indiçage classique 208
7.1.2 Expérience par pré-indiçage ambigu 210
7.1.3 Expérience par protocoles d'interaction 212
7.2 Contributions expérimentales 213
7.2.1 Interfaces cerveau-machine sur l'attention visuospatiale 213
7.2.2 Electrophysiologie de l'attention visuospatiale 215
7.2.3 Psychologie cognitive sur l'attention visuospatiale 216
7.3 Perspectives en terme d'applications 217

A Publications de l'auteur **221**
A.1 Publications sur le sujet de thèse 221
A.1.1 Revues internationales à comité de lecture 221
A.1.2 Conférences internationales à comité de lecture 221
A.1.3 Demande de brevet 221
A.2 Autres publications 221
A.2.1 Revues internationales à comité de lecture 221

Bibliographie **223**

Chapitre 0

Remerciements

Plus de 3 ans et demi à travailler en codirection entre Marseille et Sophia Antipolis, à vivre en colocation entre ces deux régions et à apprendre tellement de choses en collaboration avec beaucoup de monde dans plusieurs domaines.

Mes premiers remerciements vont à mes directeurs de thèse, Maureen Clerc et Thomas Brochier pour m'avoir encadré, guidé et motivé en me laissant la liberté de trouver ma voie dans une application BCI/BMI éloignée de leur axe de recherche. Maureen, merci de m'avoir aussi bien accueilli au sein de l'équipe Athena, dans l'ANR Coadapt et à l'INRIA, je te remercie d'avoir été toujours disponible et à mon écoute malgré un emploi du temps parfois très chargé. Thomas, merci pour ton extrême gentillesse, ta disponibilité et ton enthousiasme pour toutes les expériences réalisées pendant ma thèse. J'ai adoré travailler avec toi, merci d'avoir cru en moi pendant plus de 5 ans pour le master, la thèse et la suite...

Je voudrais ensuite remercier le jury de ma thèse, Frank Vidal et Marco Congedo d'avoir accepté de passer du temps à lire ce document et de m'avoir fait l'honneur de rapporter ce travail. Je remercie aussi Jean Lorenceau et Fabien Lotte pour l'intérêt que vous portez à mon travail et de l'examiner avec attention. Enfin, je remercie la Direction Générale de l'Armement (DGA) pour avoir financé mes travaux, et Didier Bazalgette mon correspondant à la DGA.

Je tiens particulièrement à remercier Sylvain Takerkart, chef de la CRISE (Cellule Réseau, Informatique Scientifique et Electronique) à l'INT qui m'a co-encadré en stage de fin d'études et m'a donné goût au traitement de données cérébrales. Merci pour ton amitié pendant et en dehors du travail, et de m'avoir inculqué tes bonnes pratiques qui furent très utiles pendant ma thèse. Je voudrais aussi remercier les autres membres de son équipe (Florent, Jimmy, Pascal, Joël et Jérome) qui m'ont donné le support technique et les moyens de calculs pour travailler dans un environnement adapté à mon profil d'ingénieur en informatique.

Je remercie aussi les membres de l'équipe CoMCo à l'INT, Alexa Riehle ma chef d'équipe qui m'a aussi suivi depuis mon stage de master. Merci à Andrea, Fred, Christiane, Marcel, Margaux et en particulier à Manu Zaeppfel, Bjorg Kilavik, Nicole Malfait et Flavie Torrecillos avec qui j'ai eu le plaisir de travailler pendant ma thèse. Côté marseillais toujours, je voudrais remercier Manuel Vidal, Anna Montagnini et Laurent Madelain de l'équipe InVIBE pour vos conseils et votre aide pendant la conception et les tests préliminaires des expériences. Sans oublier les autres cher-

cheurs de l'INT, Frédo, Ivan, Pablo, Sabrina, Yann, Bruno, Guillaume, Fred Bart, Sandrine, Seb, Thierry, Pascale, Ivo et Daniele, merci pour vos encouragements tout au long de ma thèse. Merci aussi aux doctorants de l'INT (Claudio, Giacomo, Mina etc...) et en particulier à Simon Nougaret avec qui j'ai partagé des repas, des galères, des interrogations et bien d'autres moments en dehors du labo !

Du côté de Sophia maintenant. Je voudrais remercier mon chef d'équipe, Rachid Deriche pour ses conseils avisés, Théo, Claire, Dieter, Eoin et Loic pour votre aide et vos conseils sur la partie technique de ma thèse. Merci aux doctorants de l'équipe Athena (Anne-Charlotte, Joan, Sebastian, Sylvain, Antoine, Marco) et à l'équipe Neuromathcomp (Pierre Kornprobst, Kartheek, James Maclaurin, James Rankin, Hassan, Goeffrey). J'en profite aussi pour remercier Jérémy Fidelak, Céline Serrano du service Transfert et Innovation de l'INRIA, Louiza Sanchez du service Valorisation et Partenariat du CNRS et Ioana Donescu du cabinet LaVoix, pour l'efficacité et la rapidité de leur travail pendant la procédure de rédaction et de demande du brevet.

Je voudrais aussi remercier les membres de l'ANR Coadapt qui m'ont suivi depuis le début de ma thèse, notamment Jérémie Mattout, Emmanuel Maby, Boris Burle, Frank Vidal et Laurence Casini pour vos commentaires sur mon travail pendant les réunions et votre engagement pendant les discussions sur le projet PUMA (alias Coadapt 2). Merci aussi à Sandrine, Marie-Christine et Bruno pour vos conseils de "matheux" avisés, à Matt Dyson pour son aide sur l'installation et la configuration de la plateforme expérimentale de la manip en ligne. Enfin, je remercie les doctorants de l'ANR, en particulier Juliette, Gaétan et Margaux pour tous les bons moments passés à Nancy, à Lyon, à Antibes, à Giens et à Marseille !

Sans oublier de remercier mes potes qui m'ont soutenu pendant ces 3 ans et demi, notamment les colocs de Marseille (Tomi, Dani, et surtout Clem merci à toi copain !) et de Sophia (Kiki, Kartheek, Manu et Mag) pour tous les bons moments qu'on a passé, les teufs, les barbecues, merci d'avoir pris soin de Balou (mon chat) et désolé d'avoir été si souvent absent ! Gros gros merci à Vaki et Axelle qui m'ont vu squatter leur canap une à deux fois par semaine pendant la partie la plus critique de ma thèse, merci à Manu Zaeppfel et sa Mag de m'avoir prêter leur appart pendant la rédaction, merci aussi à Svetlana, Matthieu, Audrey, Charlène, Erwan, Dédé la sardine et Tank mon pote d'enfance !

Enfin, je voudrais remercier ma famille, ma mère et mon père qui m'ont encouragé et soutenu depuis le début, comme disait ma mère il va être docteur mon fils ! Un grand merci à ma soeur, mon beau-frère et mes neveux pour tous les bons weekend que j'ai passé chez vous, à mon grand-père, ma tante, mon cousin, et surtout à Béa et Gygy pour leur amour de maman juive, et à mon chat pour le réconfort qu'il m'a apporté implicitement pendant les moments difficiles.

En parlant d'un de ses disciples qui cherchait à atteindre l'éveil, *Buddha* disait :

Qu'il marche seul,
ne commette aucun péché,
et renonce à tous ses désirs.
Tel l'éléphant qui traverse la forêt.

à *Béa*, ma mère spirituelle.

Première partie

Prologue

Chapitre 1

Introduction

Sommaire

1.1 Contexte de la thèse 20
1.2 Problématique de la thèse 21
1.3 Objectifs de la thèse 22
1.4 Structure du document 23

1.1 Contexte de la thèse

Le développement des technologies de l'information et de la communication dans le domaine militaire et civil génère une dynamique de plus en plus complexe dans l'interaction entre l'homme et les systèmes. La valeur écologique des interfaces homme-machine (IHM) est d'intégrer des modèles d'ergonomie cognitive [Fitts, 1954, Norman and Draper, 1986, Rasmussen, 1986] qui minimisent le risque d'erreur lié au facteur humain [Jones et al., 1999]. Les études de conception centrée sur l'homme (en anglais, human-centered design) intègrent des systèmes de détection d'erreur humaine aux IHM qui permettent d'établir une correction d'erreur à postériori. Néanmoins, la détection en temps-réel des signes précurseurs permettant de prédire un état cognitif risquant d'induire une erreur humaine est toujours un enjeu majeur pour garantir la sécurité et la sureté de l'homme, notamment dans un situation opérationnelle complexe. Aujourd'hui, les technologies de traitement de l'information permettent de surveiller et d'évaluer en temps réel l'état cognitif de l'homme à partir de données physiologiques (mouvement oculaire, conductivité de la peau, activité cardiaque ou cérébrale, voir Lal and Craig [2001] ou Oken et al. [2006]). En particulier, l'électro-encéphalographie (EEG) peut fournir suffisamment d'information sur l'état de fatigue, de charge mentale [Kohlmorgen et al., 2007, George et al., 2012], d'engagement [Freeman et al., 2004] ou de vigilance [Freeman et al., 1999] de l'homme (voir la revue de Borghini et al. [2012]). Dans certaines situations, cette information peut justifier automatiquement la mise en oeuvre d'une contre mesure cognitive appropriée au risque d'erreur humaine. Par exemple, on pourrait éviter un écart de trajectoire sur un véhicule en déclenchant une assistance, un avertissement, ou une manœuvre d'évitement, lorsque les caractéristiques du signal EEG reflètent un état de somnolence du conducteur [Lin et al., 2013].

Dans ce contexte, la Direction Générale de l'Armement (DGA) a mené des actions prioritaires en 2011-2012 concernant la surveillance du facteur humain et l'interaction homme-systèmes (IHS). En concourant à ces actions sous la thématique « hommes et systèmes », cette thèse contribue au développement des Interfaces Cerveau-Machine (ICM, en anglais BCI - Brain Computer Interfaces ou BMI - Brain Machine Interfaces) pour améliorer l'efficience du couplage homme-système, en surveillant l'état cognitif de l'homme et en adaptant, en temps-réel, ses interactions avec les systèmes. Les politiques et objectifs scientifiques de la Défense visent notamment l'augmentation ou l'amélioration des capacités humaines par hybridation technologique [Kleinpeter, 2013], c'est à dire « par le mélange de systèmes biologiques et technologiques ayant une connexion avec le corps humain » [Andrieu, 2012]. Bien que cette approche commence à susciter des réflexions (et des inquiétudes) au niveau sociétal, éthique ou stratégique en France, nous considérons qu'il s'agit d'une nécessité pour la sureté et la sécurité de l'homme et des opérations de contrôle et de commande d'appareils terrestre et aérien, que ce soit dans le domaine militaire ou

civil. Cette thèse est en accord avec les orientations stratégiques de la Défense [Colin, 2012] qui visent la conception d'ICMs pour surveiller et améliorer l'état cognitif des militaires et des pilotes à bord de l'appareil ou à distance (drones). Par exemple, une ICM pourrait justifier automatiquement la mise en oeuvre d'une contre mesure pour alerter un pilote avant la survenue d'une perte de conscience ou déclencher le mode de pilotage automatique. Outre Atlantique, l'agence de recherche avancée de la défense (DARPA) américaine finance des projets de recherche visant l'intégration de l'homme dans une boucle biocybernétique [Pope et al., 1995] par un traitement de données physiologiques [Fairclough, 2009, Byrne and Parasuraman, 1996]. Ce concept permet notamment d'adapter le degré d'automatisation des systèmes pour éviter les phénomènes de perte de conscience de la situation [Jones et al., 1999] intervenant quand un pilote n'est plus capable de se représenter mentalement la situation de vol, et par conséquent de prendre les décisions appropriées. Ainsi sur la base de données physiologiques, on peut établir un partage d'autorité entre le pilote et le système de pilotage automatique d'un hélicoptère [Baudry, 2013] ou améliorer le contrôle et la commande de plusieurs appareils en même temps, dans les systèmes de drones [Cummings et al., 2012].

1.2 Problématique de la thèse

La problématique de la thèse s'adresse au domaine du facteur humain, et plus particulièrement à la neuro-ergonomie qui est une application des neurosciences cognitives à l'ergonomie des systèmes [Parasuraman and Wilson, 2008]. L'ergonomie cognitive contribue notamment à la planification, la conception et l'évaluation des tâches, des environnements et des systèmes en vue de les rendre compatibles avec les besoins, les capacités et les limites de l'homme. La neuro-ergonomie permet d'améliorer la compréhension et la prédiction du facteur attentionnel qui est vulnérable au système et à son environnement, d'une part, et aux intentions, émotions ou connaissances de l'homme, d'autre part [Corbetta and Shulman, 2002]. Le facteur attentionnel est la principale cause d'accidents dans plusieurs domaines comme l'automobile, l'aéronautique, l'aérospatial et la défense [Dekker, 2001, Brusque, 2011, Woods et al., 2010, Whittingham, 2004, Reason, 1990]. En particulier, les opérations de contrôle et de commande d'un appareil nécessitent une attention permanente pour traiter éfficacement une grande quantité d'information. La réussite de ces opérations dépend notamment du traitement d'informations visuelles issues de l'environnement externe à l'appareil, comme les obstacles, la météo, ou le relief, et de l'environnement interne à l'appareil, comme les indicateurs et les avertissements affichés sur le tableau de bord par les systèmes de contrôle. Dans un environnement visuel complexe, cette quantité d'information implique une charge attentionnelle pouvant dépasser la limite des capacités de traitement de l'opérateur [Norman and

Bobrow, 1975]. Pour améliorer le traitement des informations visuelles, il est avantageux d'orienter à l'avance son attention vers une région de l'espace pertinente et d'ignorer le reste des informations [James, 1890, Shiffrin and Schneider, 1977, Posner and Cohen, 1984, Lavie, 1995]. Néanmoins, l'attention de l'opérateur ne doit pas rester focalisée sur une source d'information, car cela se ferait au détriment d'autres informations, et augmenterait le risque d'atteindre un état de cécité attentionnelle ou de tunnel attentionnel [Simons, 2000, Simons and Rensink, 2005]. Ces différentes situations peuvent avoir des conséquences catastrophiques pour la sureté et la sécurité de l'opérateur, de l'appareil ou de ses occupants, en particulier à cause de l'inefficacité des contre mesures cognitives (avertissement d'un obstacle, d'une erreur etc...).

La sélection et le traitement des informations pertinentes au couplage homme-système sont donc d'une importance capitale pour garantir la sécurité et la sureté des opérations dans un environnement visuel complexe. Pour surveiller le facteur attentionnel, les systèmes de poursuite oculaire (en anglais, eye-tracking) peuvent détecter en temps-réel l'orientation du regard et de la tête qui reflètent l'emplacement spatial de l'attention visuelle [Roda and Thomas, 2006]. Ces systèmes sont capable d'influencer l'orientation de l'attention visuospatiale en adaptant l'affichage des informations visuelles [Vertegaal et al., 2006, Toet, 2006, Morimoto and Mimica, 2005], mais aussi de surveiller la vigilance d'un opérateur [McIntire et al., 2012], d'adapter les interactions entre le pilote et le système de pilotage automatique [Sarter et al., 2007] ou d'éviter l'interruption d'une tâche en cours d'exécution [Bailey and Konstan, 2006]. Néanmoins, l'orientation spatiale de l'attention visuelle est aussi dissociable de la direction du regard ou de la tête [Posner et al., 1980, Petersen and Posner, 2012]. Avant l'apparition d'une nouvelle information dans un environnement visuel complexe, l'orientation spatiale de l'attention influence la capacité d'anticipation, de prise de décision et d'action de l'homme. De ce fait, cette thèse propose une ICM capable de détecter les mécanismes anticipatoires d'orientation spatiale de l'attention intervenant avant l'apparition d'une information visuelle.

1.3 Objectifs de la thèse

Les premières preuves de concepts d'ICMs ont été développées dans le domaine clinique afin de permettre à des patients paralysés de contrôler le fonctionnement d'interfaces classiques (curseur, clavier, bouton, manette etc...) sans activation des nerfs périphériques et des muscles. Actuellement, la technologie des ICMs a atteint une phase de maturité [Tan and Nijholt, 2010] suffisante pour étendre ses applications au delà du domaine médical [Van Erp et al., 2012, Blankertz et al., 2010]. Dans le domaine des systèmes informatisés, cette nouvelle technologie permet notamment d'améliorer l'interaction avec les systèmes [Zander and Kothe, 2011], l'intelligence

ambiante [Garipelli et al., 2008], ou l'évaluation de l'expérience de l'utilisateur [Frey et al., 2014]. Pour le domaine des IHS (Human-Computer Interaction, HCI en anglais), la nature cérébrale de l'interface est une réelle innovation par rapport aux interfaces classiques qui reposent toutes sur le comportement humain. Par exemple, le mouvement des mains est utilisé lors de la saisie au clavier, celui des bras pour déplacer un curseur sur un écran ou sur une surface tactile, pour conduire une voiture, pour piloter un appareil etc... Néanmoins, la performance globale des ICMs en termes de transfert d'information [Felton et al., 2009, McFarland et al., 2003], de rapidité d'apprentissage [Lotte et al., 2013] ou d'ergonomie[Ekandem et al., 2012] est encore bien inférieure aux interfaces classiques. Par conséquent à l'heure actuelle, son intégration à la commande d'appareils aériens [Lafleur et al., 2013] ne ferait qu'accroitre le risque d'erreur lié au facteur humain. De ce fait, l'idée défendu par cette thèse est plutôt de coupler une ICM avec une interface classique pour assurer la sureté et la sécurité des interactions complexes. Nous proposons deux nouveaux protocoles d'interaction qui utilisent une ICM basée sur l'attention visuospatiale pour adapter en temps-réel l'affichage d'informations visuelles et améliorer l'interaction entre l'homme et les systèmes.

1.4 Structure du document

Ce document est composé d'une introduction sur le cadre théorique, expérimental et méthodologique nécessaire à sa compréhension, d'une partie expérimentale sur l'attention visuospatiale et les protocoles d'interactions proposés, et d'une partie finale pour conclure de manière générale les résultats obtenus et discuter des contributions apportées au niveau technique, théorique et expérimental. La première partie introduit les notions essentielles sur l'attention visuospatiale (chapitre 2) permettant d'aborder la partie expérimentale à l'interface entre la psychologie et les neurosciences cognitives. Nous décrirons également les détails méthodologiques (chapitre 3) relatifs aux techniques de traitement du signal et des images appliqués sur les données enregistrées pendant cette thèse. La deuxième partie est composé de 3 expériences sur l'attention visuospatiale qui étudient la faisabilité (chapitre 4), la conception (chapitre 5) et l'implémentation (chapitre 6) des protocoles d'interactions. Cette partie de la thèse regroupe plusieurs analyses statistiques (univarié et multivarié) appliquées sur des données enregistrées pendant les expériences pour étudier les effets comportementaux et neuro-physiologiques de l'attention visuospatiale. Le dernière partie (chapitre 7) résume les principaux résultats obtenus et discute des contributions apportées par rapport à l'état de l'art de la littérature sur l'attention visuospatiale et les ICMs.

Chapitre 2

L'attention visuospatiale

Sommaire

2.1 Typologie de l'attention 26
2.1.1 L'orientation 26
2.1.2 L'alerte 27
2.1.3 L'exécution 28
2.2 Composantes de l'orientation 29
2.2.1 Composantes focale vs partagée 29
2.2.2 Composantes exogène vs endogène 31
2.2.3 Composantes explicite vs implicite 32
2.3 Le paradigme de pré-indiçage visuospatial 34
2.3.1 Présentation de la tâche de Posner 34
2.3.2 Paramétrage de l'indice 36
2.3.3 Paramétrage des cibles 37
2.3.4 Fonction psychométrique 39
2.4 Neurophysiologie de l'attention visuospatiale 40
2.4.1 Activité électrique du cortex relié à l'attention 40
2.4.2 De la rétine au cortex visuel 43
2.4.3 Réseaux de l'attention visuospatiale 45
2.4.4 Variations de puissance induites par l'orientation endogène 47
2.5 Amélioration de l'orientation endogène 48
2.5.1 Protocoles d'améliorations basés sur une ICM 49
2.5.2 Techniques de mesure 51
2.5.3 Extraction des caractéristiques 56
2.5.4 Classification des caractéristiques 57

2.1 Typologie de l'attention

L'attention est une grande fonction cognitive au même titre que la perception, le langage, la mémoire, le raisonnement, la prise de décision et l'action. C'est un prérequis à toute autre fonction cognitive qui interagit de manière implicite et automatique avec plusieurs sous systèmes capables de générer le comportement humain ou animal. La littérature sur l'attention reporte une multitude d'effets psychologiques et physiologiques sur des tâches impliquant la réaction à une stimulation sous la modalité visuelle, sonore tactile etc... A la fin du 19eme siècle, William James a donné une des premières définitions du terme Attention dans son livre sur les principes de psychologie [James, 1890] :

> « Tout le monde sait ce qu'est l'attention. C'est la prise de possession par l'esprit, sous une forme claire et vivante, d'un objet ou d'un train de pensée parmi plusieurs possibles. Son essence est la focalisation, la concentration de la conscience. Elle implique le retrait de certaines choses pour mieux traiter d'autres choses » (pages 381-382).

L'attention est décomposée en trois sous-fonctions principales [Posner and Boies, 1971] que sont, l'orientation, l'exécution et l'alerte (en anglais alerting, executing and orienting), d'après les revues de la littérature proposées par Raz and Buhle [2006] ou Petersen and Posner [2012]). Cette section introduit ces sous-fonctions ainsi que la terminologie employée dans la littérature pour décrire les différentes composantes de l'attention. Ensuite, nous présenterons en détails le paradigme de pré-indiçage permettant d'étudier les effets psycho-physiologiques sur l'attention visuospatiale, notamment l'influence de la fonction d'orientation sur la performance comportementale de l'homme en réaction à une stimulation visuelle que nous appellerons la cible. Pour finir cette section, nous présenterons le concept d'ICM basé sur ces principes qui sera développé dans le reste de la thèse.

2.1.1 L'orientation

L'orientation caractérise la capacité à l'homme de sélectionner certaines informations pour qu'elles soient mieux perçues que les autres [James, 1890, Shiffrin and Schneider, 1977]. La sélection et le traitement des informations est amélioré par l'orientation de l'attention dans le temps [Nobre, 2001] ou dans l'espace [Posner et al., 1980]. La fonction d'orientation s'applique notamment aux caractéristiques visuelles des objets [Maunsell and Treue, 2006, Chen, 2012] et aux sons [Arons, 1992]. Dans cette thèse, nous étudierons l'attention visuospatiale qui est la fonction d'orientation de l'attention visuelle dans l'espace. Le paradigme de pré-indiçage spatial permet de manipuler expérimentalement plusieurs composantes de l'orientation qui seront illustrées en détail dans la section 2.2. Ces composantes peuvent améliorer

la rapidité et la précision des réponses comportementales en réaction à une stimulation ciblée à l'avance par une indication spatiale. En particulier la composante exogène qui oriente l'attention visuospatiale de manière automatique par une indication périphérique, comme un signal d'avertissement ou un flash, et la composante endogène qui oriente l'attention de manière volontaire, en particulier quand une indication permet d'anticiper à l'avance l'emplacement de la cible. Le paradigme de pré-indiçage spatial, permettant de manipuler expérimentalement ces deux composantes (figure 2.1), sera présenté en détails dans la section 2.3. Dans ce paradigme, l'orientation améliore la performance comportementale en réaction aux cibles qui s'affichent dans l'emplacement indiqué (condition *valide*), par rapport à un autre emplacement (condition *invalide*). En général, la rapidité et la précision des réactions aux cibles s'améliore dans la condition valide et se dégrade dans la condition invalide, par rapport à une condition non-indiçée spatialement.

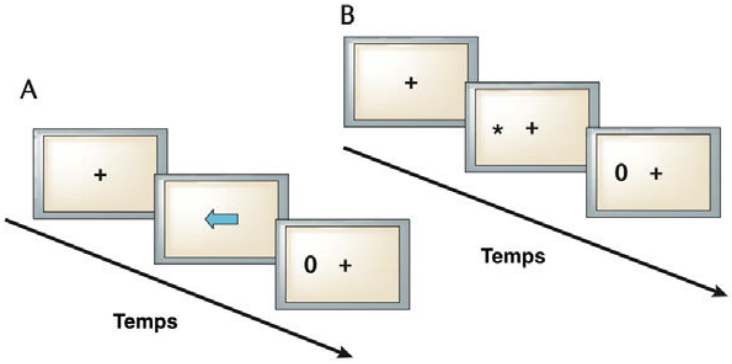

FIGURE 2.1 – Séquence temporelle d'un essai dans les tâches d'orientation de l'attention visuelle. Les sujets doivent garder les yeux sur la croix de fixation pendant toute la durée de l'essai. Une indice spatial endogène (A), ou exogène (B), indique à l'avance un emplacement pour orienter l'attention des sujets qui doivent réagir à l'affichage d'une stimulation cible (le nombre 0). Source : Raz and Buhle [2006]

2.1.2 L'alerte

L'alerte caractérise la capacité de l'homme à maintenir un état de préparation pour réagir à une stimulation sensorielle imminente. L'alerte visuelle améliore les réponses comportementales en réaction aux cibles indiquées à l'avance par rapport aux stimulations n'étant précédées d'aucun indice temporel. Néanmoins, il est important de souligner certaines différences critiques entre la vigilance, l'orientation

de l'attention dans le temps et l'alerte [Weinbach and Henik, 2012]. Dans les tâches d'alerte, l'indication temporelle intervient généralement moins d'une seconde avant la stimulation et ne donne aucune indication spatiale sur l'emplacement de la cible (figure 2.2). Cette approche diffère des tâches d'orientation de l'attention temporelle qui impliquent la préparation d'une réponse motrice avec un délai temporel plus long (typiquement 2 secondes) et engendrent une diminution du temps de réaction en fonction de la durée de ce délai [Niemi and Naatanen, 1981]. D'autre part, les tâches de vigilance requièrent une attention soutenue pendant une longue période de temps, pour réagir à des cibles visuelles ayant une faible probabilité d'apparition, tout en ignorant des distracteurs qui apparaissent plus souvent. Par ailleurs, il est important de noter la distinction entre l'alerte phasique qui est évoquée par les indications, et l'alerte intrinsèque qui correspond plus à un état d'éveil général (arousal en anglais) pouvant varier de manière spontanée.

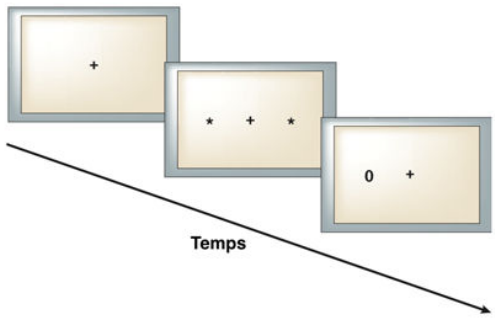

FIGURE 2.2 – Dans les tâches d'alerte, les sujets reçoivent une indication temporelle (signal d'avertissement) avant l'affichage de la cible. Cette indication s'affiche en général autour du point de fixation et ne donne aucune indication sur l'emplacement de la stimulation cible. Source : Raz and Buhle [2006]

2.1.3 L'exécution

Le contrôle exécutif de l'attention caractérise la capacité de l'homme à planifier ou prendre des décisions, à détecter des erreurs et à adapter son comportement dans une situation de conflit, de difficulté, voire de danger. Certaines tâches permettent d'étudier le contrôle exécutif de l'attention en manipulant la compatibilité entre la cible et la réponse comportementale associée, notamment dans des tâches de Stroop, flanker et Simon (figure 2.3). Les tâches de Stroop manipulent la couleur de la cible et la réponse associée, comme par exemple une cible composée de lettres vertes peuvent être associé à une réponse main droite et celles de lettres rouges à une réponse main gauche (figure 2.3, Stroop). Les tâches de flanker manipulent la cohérence entre des cibles périphériques et un distracteur central, par exemple la lettre A peut être

associée à une réponse main droite, la lettre B à une réponse main gauche, et la lettre X n'est associée à aucune réponse dans une condition neutre (figure 2.3, Flanker). Les tâches de Simon manipulent la compatibilité spatiale entre la cible et la réponse, par exemple en associant une flèche pointant vers le haut à une réponse main droite et une flèche pointant vers le bas à une réponse main gauche (figure 2.3, Simon). La situation de conflit intervient alors en affichant la flèche pointant vers le haut à gauche et celle pointant vers le bas à droite. Les effets comportementaux relevés sur ce type de tâche montrent une amélioration de la performance comportementale dans la condition congruente ou neutre, par rapport à la condition incongruente qui implique une incompatibilité entre la stimulation et la réponse associée.

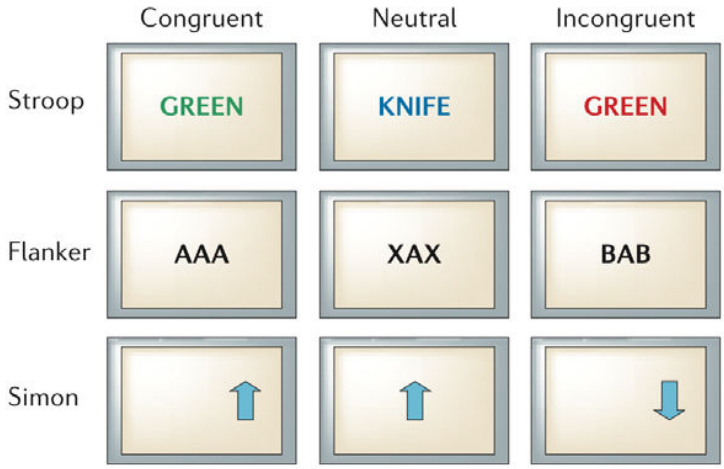

FIGURE 2.3 – Dans les tâches de conflits, les sujets réagissent à des stimulations visuelles dans une condition congruente (congruent), neutre (neutral), ou incongruente (incongruent). Source : Raz and Buhle [2006]

2.2 Composantes de l'orientation

2.2.1 Composantes focale vs partagée

La littérature a longtemps utilisé la métaphore de « spot attentionnel » (en anglais, « attentional spotlight » d'après James [1890]) ou de zoom attentionnel [Eriksen and St James, 1986] pour décrire le fonctionnement de l'attention visuospatiale. Selon cette représentation, l'attention visuospatiale agit comme une loupe composée d'un foyer, d'une bordure et d'une marge (figure 2.4) pouvant s'orienter de manière continue dans le champ visuel pour améliorer la capacité de traitement du système visuel [Posner et al., 1980] qui dispose d'une quantité de ressources li-

mitée [Norman and Bobrow, 1975]. Les informations visuelles situées en dehors du foyer attentionnel sont atténuées ou filtrées [Broadbent, 1958] pour concentrer les informations pertinentes et les rediriger de manière flexible [Treisman, 1964] vers des fonctions cognitives de plus haut niveau comme la mémoire (voir la revue de Franconeri et al. [2013]). Cette ancienne métaphore a ainsi permis de représenter l'attention visuospatiale comme un processus d'allocation de ressources capable de focaliser le traitement de l'information visuelle au niveau du foyer attentionnel qui peut s'orienter volontairement ou automatiquement vers certaines régions spécifiques du champ visuel [Posner, 1980].

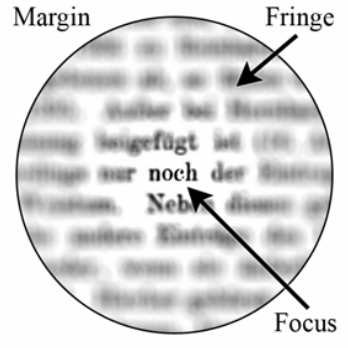

FIGURE 2.4 – Représentation du spot attentionnel composé d'un foyer (focus), d'une bordure (fringe) et d'une marge (margin). Source : `http://en.wikipedia.org/wiki/Attention`

Cependant, cette représentation n'est pas assez flexible pour rendre compte de situations dans lesquelles les ressources d'attention sont partagées ou réparties à travers plusieurs régions du champ visuel [Mcmains and Somers, 2004]. Le partage d'attention a été mis en évidence avec des tâches de suivi de plusieurs objets en déplacement (en anglais, multiple object tracking [Pylyshyn and Storm, 1988]) qui s'apparentent aux tâches réalisées par les contrôleurs aériens pour suivre le déplacement de plusieurs cibles visuelles en parallèle sur leur écran de radar (voir la revue de Cavanagh and Alvarez [2005]). Pour illustrer la distinction entre attention focalisée et partagée, nous allons considérer que les ressources attentionnelles peuvent s'orienter vers deux hémichamps (l'hémichamp gauche ou l'hémichamp droit) auquel on associe deux réservoirs [Kahneman, 1973]. Dans cet exemple, la quantité de ressources allouées dans chaque hémichamp est représentée par le taux de remplissage de chaque réservoir (cf figure 2.5).

Ainsi, plus l'attention s'oriente vers le côté gauche, plus le réservoir gauche se remplit et réciproquement pour le côté droit. Lorsque l'attention est partagée de manière équivalente entre les 2 hémichamps, les deux réservoirs se remplissent au même niveau. Néanmoins, les ressources attentionnelles allouées dans chaque hémichamp

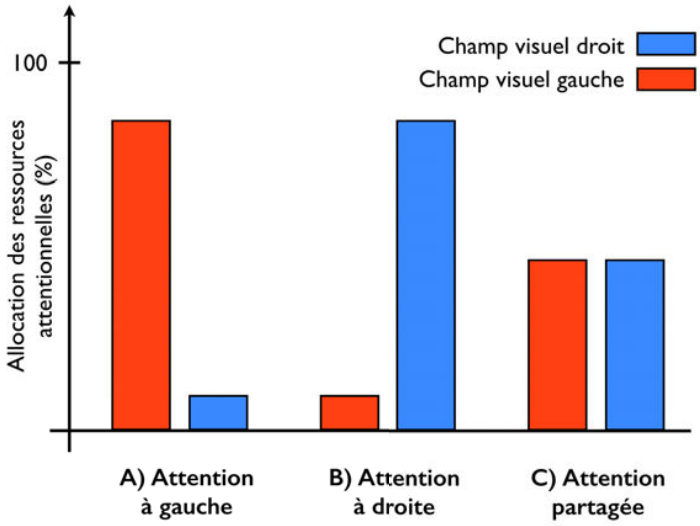

FIGURE 2.5 – Représentation des ressources d'attention focalisées dans le champ visuel gauche (A) ou droit (B), ou partagées de manière équivalente dans le champ visuel (C).

visuel pour suivre le déplacement de plusieurs objets seraient indépendantes, d'après une récente étude [Alvarez and Cavanagh, 2005]. Ainsi, les réservoirs correspondant à chaque hémichamp pourraient se remplir ou se vider de ressources attentionnelles de manière indépendante, mais cette situation reste encore aujourd'hui une hypothèse débattue dans la littérature.

2.2.2 Composantes exogène vs endogène

Cette section introduit les notions d'orientation endogène/exogène appliquées à l'attention visuospatiale [Posner and Cohen, 1984, Jonides, 1981, Shiffrin and Schneider, 1977] par des exemples concrets pouvant intervenir dans une situation de conduite d'un véhicule. Dans cette situation, l'attention du conducteur doit se focaliser sur la route, bien qu'elle puisse aussi s'orienter vers des emplacements situés en périphérie du champ de vision. Imaginez que le conducteur oriente son attention de manière temporaire vers le tableau de bord pour contrôler la jauge d'essence, changer de station de radio, ou bien encore sur un rétroviseur pour regarder si un autre véhicule est situé derrière lui avant d'effectuer un dépassement. L'orientation de l'attention visuospatiale du conducteur est contrôlée par sa volonté de vérifier un indicateur, de changer de station de radio ou de dépasser un véhicule, en lien avec ses expériences passées lui rappelant par exemple qu'il ne lui reste bientôt plus d'essence,

qu'une émission de radio intéressante est prévue à cet instant, ou qu'aucun véhicule n'était situé derrière lui lors de son dernier contrôle du rétroviseur. Dans ce genre de situations, l'orientation de l'attention du conducteur est principalement déterminée par des facteurs de nature endogène, c'est à dire les intentions, les attentes ou les expériences passées du conducteur.

Néanmoins, d'autres facteurs (exogènes) peuvent aussi réorienter, attirer, ou capturer l'attention du conducteur, notamment à cause de certaines caractéristiques visuelles de l'environnement comme la taille, le contraste, la couleur, la forme ou le déplacement d'un ensemble de stimulations. Les stimulations visuelles situées en périphérie peuvent réorienter l'attention visuospatiale si elles ressortent de manière saillantes de l'environnement [Treue, 2003, Simons, 2000]. Par exemple, si le voyant de la jauge d'essence s'allume pendant que le conducteur regarde la route, son attention va être attirée par cette information pertinente. De même, si le véhicule devant lui freine alors qu'il regarde dans le rétroviseur, son attention est immédiatement capturée vers la route par les feux du véhicule de devant.

Encore récemment, l'orientation endogène de l'attention était considérée comme un processus contrôlé de manière volontaire et soutenue, alors que l'orientation exogène de l'attention était considérée comme un processus automatique, réflexif et transitoire [Posner, 1980, Jonides, 1981, Shiffrin and Schneider, 1977]. Néanmoins, la distinction entre endogène/exogène est controversée dans la littérature sur l'attention [Awh et al., 2012, Macaluso and Doricchi, 2013], malgré les observations neurophysiologiques ayant mis en évidence des réseaux différents au niveau cérébral [Corbetta and Shulman, 2002, Knudsen, 2007, Moore, 2006, Chica et al., 2013]. En effet, les composantes ascendantes (en anglais, top-down) et descendantes (en anglais, bottom-up) des processus attentionnels pourraient interagir, en particulier lorsque plusieurs modalités de stimulations sont mises en jeu dans l'orientation de l'attention spatiale [Hopfinger and West, 2006]. Dans un environnement réel, l'orientation de l'attention visuospatiale serait donc un mélange de processus automatiques (exogène) et volontaires (endogène), d'après Schneider and Chein [2003], Awh et al. [2012], Macaluso and Doricchi [2013].

2.2.3 Composantes explicite vs implicite

L'orientation du foyer attentionnel dans le champ de vision peut s'opérer de manière explicite (en anglais, overt attention) en orientant la tête ou le regard dans une direction spécifique, ou de manière implicite (en anglais, covert attention) sans aucun mouvement de la tête ou des yeux. L'orientation implicite de l'attention visuospatiale va particulièrement nous intéresser dans le cadre de cette thèse puisqu'elle ne se reflète pas a priori au niveau comportemental. Cette stratégie naturelle est notamment appliquée chez les primates non-humain [Yarbus, 1967], en particulier pour porter leur attention vers un autre animal dominant et éviter un conflit en

le regardant dans les yeux. De la même manière, l'homme oriente son attention de manière implicite dans de nombreuses situations, comme dans la situation illustrée par la figure 2.6.

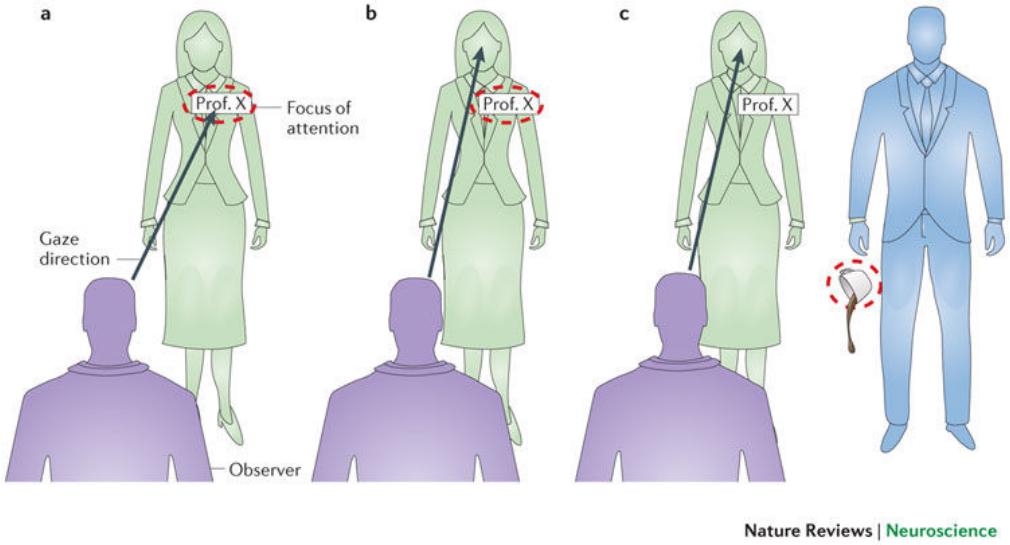

FIGURE 2.6 – a) Attention explicite : le foyer attentionnel (focus of attention) est orienté de manière explicite vers un emplacement d'intérêt (le badge), dans la direction du regard (gaze direction). b) Attention implicite (endogène) : le foyer attentionnel est volontairement orientée vers un emplacement d'intérêt, indépendamment de la direction du regard qui est orienté ailleurs (sur le visage du professeur). c) Attention implicite (exogène) : le foyer attentionnel est automatiquement attiré par un objet (la tasse) pendant que le regard reste orienté ailleurs. Source : Anton-Erxleben and Carrasco [2013]

Lors d'une conférence, imaginez un étudiant qui rencontre un professeur dont il connait le visage, mais il a complètement oublié son nom. Dans cette situation embarrassante, l'étudiant peut lire le nom inscrit sur le badge du professeur, soit en le regardant de manière explicite (figure 2.6, a), soit en maintenant son regard sur le visage du professeur et en orientant son attention de manière implicite (figure 2.6, b) pour éviter un conflit s'il se rend compte que l'étudiant a oublié son nom. Le premier exemple présente une situation d'orientation explicite de l'attention visuo-spatiale et le deuxième exemple la même situation quand l'orientation de l'attention est implicite. Dans les deux exemples, le foyer attentionnel est orienté de manière endogène, en fonction des intentions de l'étudiant, c'est à dire en direction du badge pour retrouver le nom du professeur en face de lui. Par ailleurs, le foyer d'attention de l'étudiant peut aussi s'orienter de manière implicite en réponse à un facteur exogène. Par exemple dans la situation décrite précédemment, on peut imaginer qu'une

personne située aux cotés du professeur fasse tomber sa tasse de café pendant que l'étudiant parle avec lui (figure 2.6, c). Dans cette nouvelle situation, l'attention de l'étudiant sera implicitement attirée par la tasse de café qui tombe, même s'il continue à regarder le visage du professeur pour discuter avec lui.

De nombreuses observations suggèrent que l'orientation implicite et explicite de l'attention visuospatiale sont étroitement liées, en particulier au niveau neurophysiologique [Corbetta, 1998]. Dans la section 2.4.3, nous verrons qu'il existe une forte similarité entre structures corticales impliquées dans le contrôle du mouvement oculaire et l'orientation implicite de l'attention visuospatiale (voir la revue de Moore et al. [2003], Moore [2006]). D'après la théorie du contrôle pré-moteur de l'attention [Rizzolatti et al., 1987], l'orientation implicite serait impliquée dans la préparation et le contrôle des saccades oculaires. Cependant, cette théorie est encore très débattue dans la littérature [Smith and Schenk, 2012], notamment parce que l'orientation endogène de l'attention et la préparation d'une saccade oculaire peuvent s'effectuer indépendamment (dans deux directions opposées) sans influencer la rapidité du mouvement oculaire [Hunt and Kingstone, 2003]. Par ailleurs, on sait qu'il est possible aussi de détecter l'emplacement spatial de l'orientation implicite en analysant les mouvements micro-saccadiques [Laubrock et al., 2005, Engbert and Kliegl, 2003, Hafed and Clark, 2002]. En effet, il existerait un recouvrement au niveau des régions cérébrales impliquées dans l'orientation visuospatiale de l'attention implicite et la génération du mouvement oculaire [Martinez-Conde et al., 2009, Moore, 2006], comme nous verrons dans la section 2.4.3. Cependant, les micro-saccades sont de très faible amplitude et tellement rapides qu'il est nécessaire de paramétrer le système de mesure de manière très précise pour obtenir une mesure efficace. Par conséquent, leur détection n'est envisageable qu'en condition de laboratoire, dans le cadre d'une étude en psychophysique expérimentale par exemple.

2.3 Le paradigme de pré-indiçage visuospatial

2.3.1 Présentation de la tâche de Posner

Le psychologue Michael Posner a proposé un paradigme de pré-indiçage spatial [Posner, 1980] pour étudier l'influence de l'orientation de l'attention spatiale sur le traitement de cibles visuelles [Posner et al., 1980]. L'orientation implicite de l'attention produit des effets comportementaux et neurophysiologiques qui sont étudiés avec ce paradigme, depuis plus de 30 ans dans la littérature en psychologie et en neurosciences cognitives [Corbetta and Shulman, 2002, Carrasco, 2011, Posner and Petersen, 1990, Petersen and Posner, 2012]. Dans une tâche de Posner, chaque essai commence par l'affichage d'une croix de fixation en vision centrale et de plusieurs emplacements en vision périphérique, typiquement à gauche et à droite de la croix de fixation (figure 2.7). Les sujets participant à l'expérience ont pour instruction de

maintenir leur regard sur la croix de fixation et d'orienter la composante implicite de l'attention vers un emplacement périphérique indiqué à l'avance. Pour chaque essai, l'objectif est de réagir aussi rapidement et précisément que possible à l'affichage de la cible dans l'un des emplacements périphériques. Dans la version classique du paradigme, les sujets reçoivent une indication à propos de l'emplacement de la cible qui manipule l'orientation de la composante endogène ou exogène de l'attention visuospatiale [Jonides, 1981, Posner and Cohen, 1984] par deux types d'indices :

— Les indices périphériques (ou signaux d'avertissements) orientent la composante exogène vers l'emplacement de la cible (indice correct, 2.7 A) ou vers un autre emplacement (indice incorrect, 2.7 A).

— Les indices centraux (flèches, caractères, images, etc. . .) affichés à l'avance au niveau de la croix de fixation orientent la composante endogène de la même manière (figure 2.7, B).

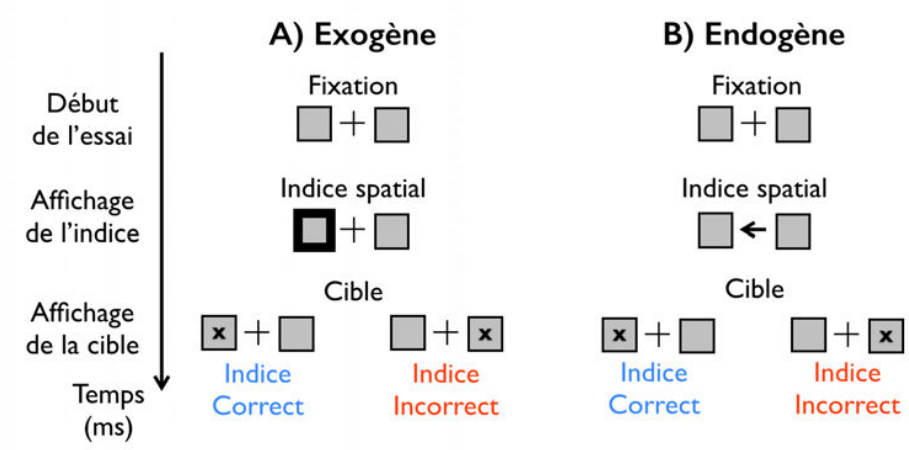

FIGURE 2.7 – Séquence d'un essai dans la condition exogène (A) ou endogène (B). L'essai commence par l'affichage d'une croix de fixation. Un indice spatial s'affiche en position périphérique (A) ou centrale (B) pour orienter l'attention de manière implicite. La cible s'affiche ensuite dans un emplacement attendu (indice correct) ou non attendu (indice incorrect).

Les études de la littérature sur la tâche de Posner utilisent plus le terme condition *valide/invalide* pour se référer à ce que nous appelons des indices corrects/incorrects dans cette thèse. Ces études manipulent la cohérence entre l'emplacement indiqué et la localisation finale de la cible pour orienter l'attention du sujet vers la cible avec un indice valide, ou ailleurs avec indice invalide. Ces manipulations produisent un effet de pré-indiçage sur la performance comportementale qui peut se traduire par une amélioration (dans la condition valide) ou une dégradation (dans la condition invalide) de la rapidité, voire de la précision moyenne des réactions du sujet. Dans le cadre de cette thèse, nous considérons que les indications invalides permettent

d'étudier l'impact d'une erreur spatiale dans l'orientation de l'attention sur la performance comportementale du sujet, en comparant les réponses aux cibles attendues par rapport aux cibles non-attendues. Nous avons étudié cet effet dans la première expérience de la thèse (chapitre 4), en manipulant expérimentalement l'orientation de l'attention endogène par un indice central valide ou invalide. Tandis que dans les deux expériences suivantes (chapitres 5 et 6), nous avons utilisé des indices plus complexes pouvant induire des erreurs perceptives et par conséquent, une orientation de l'attention erronée.

2.3.2 Paramétrage de l'indice

Dans cette section, nous présentons certains paramètres de l'indice et de la cible qui peuvent influencer l'orientation de l'attention exogène/endogène, notamment le délai entre leurs affichages, le degré d'excentricité entre leurs emplacements respectifs ou la proportion d'indices correctes/incorrectes dans la tâche.

Pour étudier l'orientation endogène de l'attention visuospatiale, un indice symbolique comme une flèche, une lettre ou une image est présentée au niveau du point de fixation au moins 300 ms avant la cible périphérique [Luck and Vecera, 2002]. En moyenne, c'est la durée minimum pour laisser le temps au sujet d'orienter son attention de manière endogène en direction de l'emplacement indiqué. En manipulant la proportion d'indications correctes/incorrectes, on peut induire une incertitude sur l'information spatiale donnée par l'indice. Ce facteur expérimental est important [Macaluso and Doricchi, 2013] car il limite la capacité du sujet à anticiper l'emplacement de la cible. Typiquement, Posner [1980] recommandait une proportion d'indices corrects (valides) d'environs 80% pour motiver les sujets à orienter leur attention de manière endogène. Dans les études de la littérature sur l'attention, les conditions informatives sont définies autour de cette proportion, tandis qu'une condition non-informative est plutôt étudiée avec une proportion d'indices valides/invalides équivalente (50%). Néanmoins, la composante exogène reste plus robuste à une condition non-informative car c'est un mécanisme automatique qui s'oriente même avec des indices (neutres) n'apportant globalement aucune indication spatiale pertinente sur la cible [Ristic and Kingstone, 2006, Ristic et al., 2012]. Cette observation est encore débattue [Awh et al., 2012, Macaluso and Doricchi, 2013], mais s'interprète intuitivement par le fait qu'il est plus difficile d'orienter l'attention de manière volontaire (endogène) quand l'indice ne permet pas de prédire l'emplacement de la cible [Posner, 1980]. En effet, plusieurs études suggèrent que l'incertitude ou l'information spatiale contenue dans l'indice peut atténuer les effets de l'attention endogène sur le traitement des cibles [Posner et al., 1980, Tassinari and Berlucchi, 1995, Luck et al., 1996, Gould et al., 2007]. De plus, les indices neutres dans une condition non-informative ont aussi tendance à engager les fonctions d'orientation temporelle et d'alerte [Jongen et al., 2006].

Pour étudier l'orientation exogène de l'attention visuospatiale, des indices périphériques (flashs visuels ou signaux d'avertissements) s'affichent au niveau des emplacements périphériques, avec une latence très courte qui est en moyenne inférieure à 150 ms [Luck and Vecera, 2002]. Puisque l'attention exogène est une composante automatique, son orientation prend moins de temps que la composante d'attention endogène. En revanche, le traitement de la cible peut aussi se dégrader à cause de l'effet « d'inhibition de retour » quand l'indice apparait avec un délai supérieur à 200 ms avant la cible (voir la revue de [Klein, 2000]). De plus, ce mécanisme suggère un biais d'attention vers des endroits de l'espace qui n'ont pas encore été traités pour faciliter la recherche visuelle [Posner and Cohen, 1984, Klein, 2000]. Cependant, certaines études récentes ont tendance à montrer que la composante d'attention exogène ne serait pas complètement automatique [Santangelo and Spence, 2008, Schneider and Chein, 2003, Awh et al., 2012, Macaluso and Doricchi, 2013], notamment dans un environnement riche en information [Lavie, 2010] comme le cockpit d'un appareil [Nikolic and Sarter, 2001]. Par ailleurs, lorsque l'attention est orientée vers un emplacement par un indice symbolique, l'affichage d'un indice périphérique dans l'emplacement opposé ne réoriente pas forcément de manière automatique l'attention du sujet [Jonides, 1981, Muller and Rabbitt, 1989, Schneider and Chein, 2003].

2.3.3 Paramétrage des cibles

L'importance de l'effet de pré-indiçage varie en fonction du paramétrage des cibles [Carrasco, 2011], que ce soit après l'affichage d'une indication symbolique ou périphérique. L'orientation de l'attention est étudiée dans plusieurs tâches visuelles impliquant le traitement de plusieurs types de cibles illustrées sur la figure 2.8. Dans certaines tâches, le sujet doit discriminer l'orientation de la cible, comme l'orientation d'une ondelette (en haut de la figure 2.8, A) dont le paramètre d'intensité lumineuse affecte les effets de pré-indiçage [Yeshurun and Carrasco, 1999]. Par ailleurs, le rapport signal-à-bruit influence d'autant plus le comportement [Dosher and Lu, 2000] quand les cibles sont mélangées à un bruit blanc (ondelettes bruitées, en bas de la figure 2.8, A). D'autres tâches impliquent la discrimination de la direction du mouvement des cibles (points sur la figure 2.8, B) qui se déplacent avec une cohérence plus ou moins élevée, comme le mouvement d'un nuage de points que se déplacent globalement vers la gauche ou la droite (exemple du haut ou du bas sur la figure 2.8, B). La cohérence du déplacement est un paramètre pouvant influencer l'effet de pré-indiçage car il rend la tâche de discrimination du déplacement difficile lorsque les cibles se déplacent avec une faible cohérence. Les tâches d'acuité visuelle impliquent la discrimination de cibles comme les carrés de Landolt, les lignes continues ou brisées, ou encore les cibles de Vernier (exemples de haut en bas sur la figure 2.8, C). L'acuité visuelle est influencée par l'épaisseur et la taille des lignes

constituant les cibles. Par ailleurs, l'attention visuospatiale est aussi étudiée dans des tâches de recherche visuelle, où les sujets doivent reconnaitre une cible ayant une caractéristique unique comme une ligne verticale au milieu de lignes obliques (exemple à gauche sur la figure 2.8, D), ou bien une cible ayant une combinaison de caractéristiques spécifiques, comme une ligne violette verticale au milieu de lignes violettes obliques et de lignes vertes verticales (exemple à droite sur la figure 2.8, D). Dans ce type de tâches, le temps de recherche d'une cible est influencé par certains paramètres comme la proportion de lignes ou de couleurs non pertinentes à la recherche des cibles.

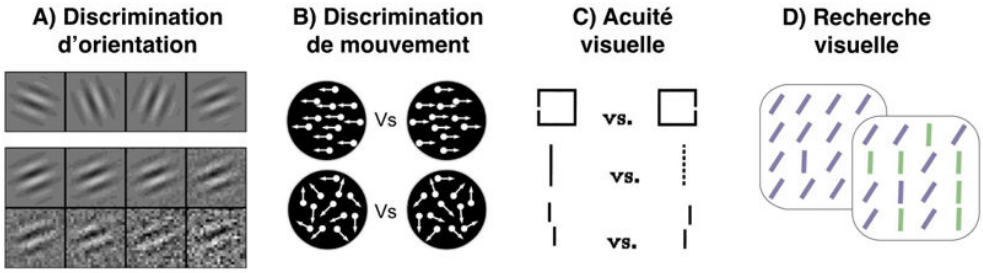

FIGURE 2.8 – Exemples de cibles visuelles utilisées dans les tâches de discrimination d'orientation (A), dans les tâches de discrimination de mouvement (B), dans les tâches d'acuité visuelle (C), et dans les tâches de recherche visuelle (D). Sources : Dosher and Lu [2000] (A), Martin et al. [2010] (B), Yeshurun and Carrasco [1999] (C), et Anton-Erxleben and Carrasco [2013] (D)

Les effets de pré-indiçage présentés dans la littérature suggèrent que l'attention visuospatiale agit comme un mécanisme de distorsion de la représentation perceptive de notre espace visuel [Anton-Erxleben and Carrasco, 2013]. D'une part, le temps de réaction moyen aux cibles sont plus rapides avec des indices valides par rapport aux indices invalides (et neutres). Cet effet de pré-indiçage montre une amélioration de notre capacité à détecter des signaux visuels avec les deux composantes d'orientations [Posner, 1980]. D'autre part, le taux d'erreur est en moyenne plus faible avec des indices valides dans les tâches impliquant la discrimination de certaines caractéristiques visuelles comme l'orientation [Carrasco, 2006], la couleur [Jehee et al., 2011], la direction du mouvement [Martin et al., 2010] ou la pertinence des cibles dans le champ visuel [Treue, 2003]. Cependant, l'effet de pré-indiçage sur le taux d'erreur est surtout induit par la composante d'orientation endogène, d'après une récente étude Prinzmetal et al. [2005] réalisée dans la version classique du paradigme de pré-indiçage [Posner and Cohen, 1984]. Ces effets peuvent s'expliquer au niveau physiologique par des interactions entre différentes structures cérébrales (section 2.4.3) qui peuvent améliorer la résolution spatiale du système visuel [Intriligator and Cavanagh, 2001, Anton-Erxleben and Carrasco, 2013], augmenter la sensibilité

au contraste de la cible [Carrasco et al., 2000], réduire l'influence du bruit [Dosher and Lu, 2000] ou l'incertitude spatiale sur l'emplacement de la cible [Gould et al., 2007].

2.3.4 Fonction psychométrique

Pour contrôler le taux d'erreur sur la cible de chaque sujet, il est intéressant d'estimer la probabilité d'obtenir une réponse comportementale correcte en fonction de certains paramètres des cibles, comme le niveau de bruit, l'intensité lumineuse ou le contraste. Cette relation peut se représenter par une fonction psychométrique (figure 2.9) calculées à partir de 2 réponses motrices (main gauche/droite), par exemple dans une tâche de détection de cible avec des réponses oui/non, ou de discrimination d'orientation avec des réponses $\pm 45^{\circ}$. Avant de commencer une expérience, on peut estimer cette fonction soit de manière empirique, c'est à dire en répétant plusieurs séries d'essais pour une valeur du paramètre fixée à l'avance, soit par une procédure psychométrique qui adapte le paramètre de l'essai à l'autre, en fonction de la réponse aux essais précédents. En général, ces procédures adaptatives estiment certains paramètres de la fonction psychométrique comme la pente au point d'inflection de la courbe ou simplement sa position sur l'axe des paramètres de la cible. Ainsi la fonction psychométrique est beaucoup plus rapide à établir (environs 30 essais) par rapport à une approche empirique qui nécessite d'estimer directement plusieurs points de la courbe.

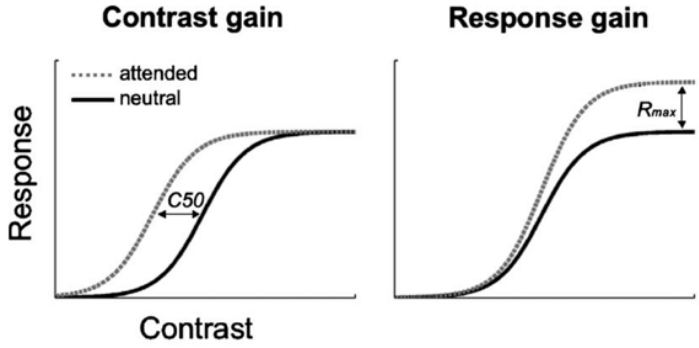

FIGURE 2.9 – Effets de l'attention sur la fonction psychométrique de réponse au contraste. A) Le modèle de gain de contraste qui se reflète par un décalage vers la gauche (C50) de la réponse au contraste. La courbe en pointillé (attended) correspond à l'effet de pré-indiçage sur la réponse au contraste par rapport à un indice neutre (neutral). B) La courbe en pointillé représente l'effet de l'orientation sur la réponse au contraste selon le modèle de gain de réponse qui se reflète par une augmentation de la pente et de l'asymptote (Rmax) par rapport à la condition neutre. Source : Carrasco [2006]

Dans un paradigme de pré-indiçage visuospatial, l'orientation de l'attention peut modifier la position du point d'inflexion de la courbe sur l'axe des paramètres de la cible (A, figure 2.9) ainsi que la pente et l'asymptote maximum (B, figure 2.9). Il est important de remarquer que la courbe est juste décalée et ne change pas de forme par rapport à la courbe pleine. L'influence de l'orientation endogène ou exogène de l'attention sur les fonctions psychométriques de réponse au contraste s'explique par un modèle de gain de réponse et de contraste [Carrasco, 2006]. En particulier, on sait que l'orientation de l'attention influence la réponse au contraste par une amélioration de la perception des cibles affichées à faible contraste [Carrasco et al., 2000] ou à faible ratio signal sur bruit [Dosher and Lu, 2000, Lu and Dosher, 1998]

Pour estimer les paramètres de stimuli dans nos expériences, nous avons utilisé la procédure QUEST [Watson and Pelli, 1983] qui permet d'estimer la position du point d'inflexion de la fonction psychométrique par un estimateur bayesien. Par conséquent, cette procédure est particulièrement bien adaptée aux études sur l'orientation endogène de l'attention basés sur des tâches de discrimination de cibles affichées à bas contraste. En effet, la fonction psychométrique est supposé avoir la même forme dans chaque condition (valide, neutre, invalide), d'après le modèle de réponse au contraste [Carrasco, 2006]. Autrement dit, les fonctions psychométriques calculées dans ces trois conditions ne devraient changer que par un décalage sur l'axe de contraste (A, figure 2.9). Cette procédure se base sur un estimateur qui ajuste d'un essai à l'autre, la densité de probabilité permettant d'obtenir une réponse correcte, avec une probabilité P. La fonction de densité est initialisée par une estimation grossière du paramètre final, et par la probabilité P qui correspond au point d'inflexion de la courbe à $P = 75\%$, dans une tâche à deux réponses forcées. A chaque essai, la procédure donne le paramètre correspondant au maximum de densité de probabilité et met à jours cette fonction à la fin de chaque essai. La courbe psychométrique est ensuite construite analytiquement à partir du paramètre de la cible estimé pour la probabilité P, ou bien on peut aussi recalculer le paramètre permettant d'obtenir une probabilité de réponse correcte plus élevée, par exemple $P = 90\%$ dans le cadre de nos expériences.

2.4 Neurophysiologie de l'attention visuospatiale

2.4.1 Activité électrique du cortex relié à l'attention

Une électrode implantée dans le milieu extra cellulaire du cortex cérébral peut enregistrer un potentiel de champ local (en anglais, Local Field Potential - LFP) qui reflète l'activité post-synaptique d'une large population de cellules situés a proximité des électrodes (d'après Buzsáki et al. [2012] plusieurs milliers de cellules). Cette composante basse fréquence (< 200 Hz) est mélangée à des impulsions électriques brèves (1ms) qui reflètent l'activité unitaire des neurones (les potentiels d'action) les

plus proches de la pointe de l'électrode d'enregistrement. Les potentiels de champ ont longtemps été considérés comme un épiphénomène [1] pouvant refléter l'activité d'un trop grand nombre de cellules nerveuses. Néanmoins, plusieurs études chez l'animal éveillé ou anesthésié ont montré que l'amplitude des potentiels de champ varie de manière systématique avec la somme des courants post synaptiques mesurés sur les neurones situés à proximité l'électrode [Mitzdorf, 1985]. Aujourd'hui, on commence à mieux comprendre la contribution des différentes composantes de l'activité neuronale dans le signal enregistré au sein du cortex ou de sa surface [Buzsáki et al., 2012]. Ces connaissances s'appliquent en grande partie aux signaux enregistrés sur la surface du scalp en électroencéphalographie (EEG).

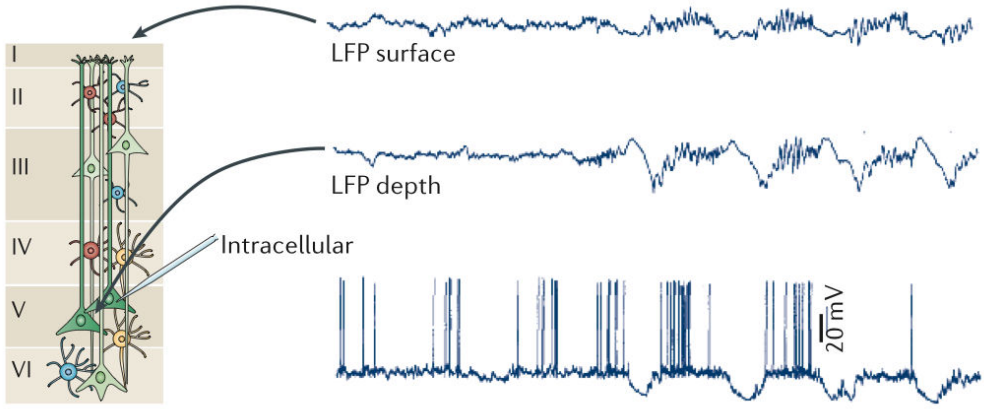

FIGURE 2.10 – Relation LFP / PA : Relation entre le potentiel électrique enregistré dans le milieu intracellulaire (intracellular) d'un neurone de la couche 5 du cortex et le signal mesuré par des électrodes avoisinant le neurone jusqu'en surface (LFP depth/surface). source : Buzsáki et al. [2012]

Le couplage de différentes techniques d'électrophysiologie a récemment mis en évidence l'influence de l'activité neuronale sur le potentiels de champ au niveau des neurones pyramidaux faisant le lien entre les couches superficielle et profonde du cortex. La dépolarisation du potentiel électrique des neurones situés à proximité de l'électrode génère des fluctuations dans le potentiel de champ enregistrés en profondeur ou à la surface du cortex (figure 2.10). Cependant, l'amplitude du potentiel de champ électrique mesuré a la surface du scalp s'atténue de manière considérable, en particulier du fait de la faible conductivité électrique de l'os du crâne ayant une action de filtrage passe bas sur ces fluctuations lentes. En particulier, le signal électrique enregistré par EEG reflète le mélange d'un grand nombre

1. ce qui se surajoute à un phénomène sans exercer sur lui aucune influence. Source : Encyclopédie Larrousse

de sources [Luck, 2005] qui se répartissent sur une région de plusieurs cm2 [Cooper et al., 1965]. Par ailleurs, l'activité électrique membranaire des neurones engendrent des oscillations du potentiel de champ qui reflètent des processus d'inhibition et d'excitation au sein de réseaux de neurones. On connait relativement bien l'impact de ces processus sur la dynamique des potentiels d'actions qui sont générés par les réseaux de neurones interconnectés [Pfurtscheller, 2003, Pfurtscheller and Lopes da Silva, 1999]. D'une part, les processus d'inhibition reflètent un état de synchronisation au sein de réseau de neurones [Klimesch et al., 2007, Klimesch, 2012, Mazaheri and Jensen, 2010, Palva and Palva, 2007]. Autrement dit, les potentiels d'action de plusieurs neurones sont synchronisés sur un signal d'entrée d'une même structure comme certaines structures sous corticales (le thalamus, le pulvinar, ou les ganglions de la base. D'autre part les processus d'excitation se reflètent lorsqu'un réseau de neurones est dans un état de désynchronisation, c'est à dire lorsque les potentiels d'action sont désynchronisés parce que les neurones du réseau reçoivent un signal d'entrée provenant de plusieurs structures corticales et sous corticales.

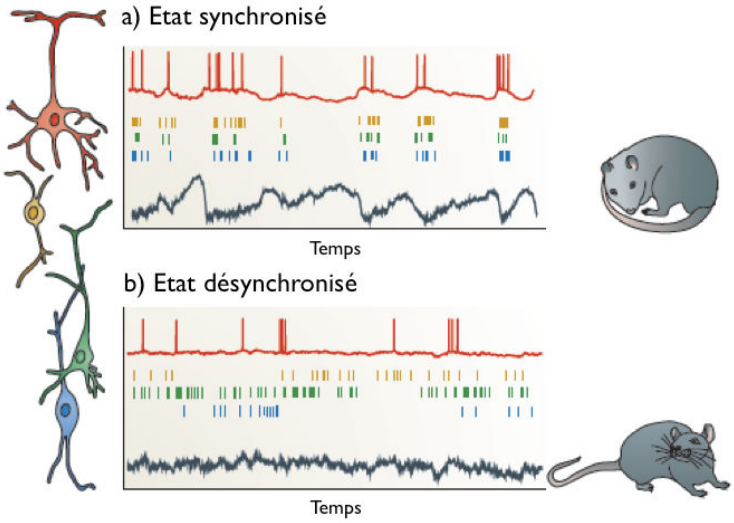

FIGURE 2.11 – Activité induite par l'état d'attention chez l'animal. Pour différents neurones représentés en couleur, Les potentiels d'action sont synchronisés lorsque l'animal est au repos (Etat synchronisé, a), alors qu'ils sont désynchronisés quand l'animal est éveillé (Etat désynchronisé, b). Source : d'après Harris and Thiele [2011]

De nombreuses études chez l'animal ont montré que l'état d'attention se reflète dans la dynamique des potentiels d'action générés au niveau cortical [Harris and Thiele, 2011], et par conséquent dans les variations d'amplitude des potentiels de champ. En particulier, l'état de repos se démarque particulièrement nettement d'autres états d'attention (éveil, alerte, vigilance etc...), comme le montre la figure

2.11. A l'état de « repos », une grande partie des neurones du cortex sont principalement inhibés par le thalamus [Contreras and Steriade, 1995]. Leurs potentiels d'action qui sont synchronisés sur les entrées thalamiques génèrent une fluctuation basse fréquence de forte amplitude dans le potentiel de champ (figure 2.11, a). Tandis que dans un état d'éveil, l'environnement excite beaucoup plus les neurones corticaux qui désynchronisent leurs potentiels d'action et diminuent l'amplitude des fluctuations basses fréquences (figure 2.11, b). Ce phénomène est observable en surface chez l'homme, en particulier quand le sujet d'expérience se relaxe en fermant les yeux. Le neurologue allemand Hans Berger fut le premier à observer ce phénomène en EEG qui se traduit par une augmentation de puissance des oscillations dans la bande de fréquence alpha (8 - 14 Hz). Ces oscillations reflètent des fluctuations dans l'état d'excitabilité et d'inhibition des réseaux de neurones impliqués dans les processus attentionnels [Pfurtscheller, 2003, Harris and Thiele, 2011, Jensen et al., 2012], notamment dans le cadre des processus liés à la mémoire [Klimesch, 2012] et à l'orientation spatiale [Foxe and Snyder, 2011] ou temporelle [Hanslmayr et al., 2011].

2.4.2 De la rétine au cortex visuel

L'intensité lumineuse contenue dans le champ visuel est captée par les cellules sensorielles situées au fond de la rétine et transmise vers des cellules ganglionnaires. Les cellules sensorielles se regroupent en 2 catégories, les cônes et les bâtonnets qui ont une répartition hétérogène dans la rétine et des fonctions bien spécifiques. Les cônes sont concentrés au centre de la rétine (la fovéa) pour améliorer l'acuité en vision centrale et l'extraction des caractéristiques de forme, d'orientation et de couleur de la stimulation visuelle. Les bâtonnets sont majoritairement répartis en périphérie de la fovéa. Ils sont plus sensibles aux stimulations visuelles de faible intensité et principalement impliqués dans la détection des caractéristiques dynamiques.

La transmission de l'information visuelle implique plusieurs structures de la rétine au cortex visuel primaire (figure 2.12). L'information contenue dans chaque hemichamp visuel est projetée contralatéralement sur la rétine, c'est à dire de l'hémichamp droit vers l'hémirétine gauche, et inversement. L'information est encodée par les cellules sensorielles puis transmise aux cellules ganglionnaires et transmise au système nerveux central par le nerf optique. Le chiasma optique est la structure vers laquelle convergent le nerf optique des deux yeux qui distribue les informations de chaque hémichamp vers l'hémisphère cérébral opposé. En effet, l'information contenue dans l'hémichamps droit est encodée dans le cortex visuel de l'hémisphère gauche et vice-versa (figure 2.12). L'information visuelle est ensuite projetée vers le lobe occipital constitué des aires primaires du cortex visuel par le tractus optique, le corps genouillé latéral et la radiation optique. Ces différentes structures cérébrales maintiennent l'organisation rétinotopique de l'information visuelle en regroupant les

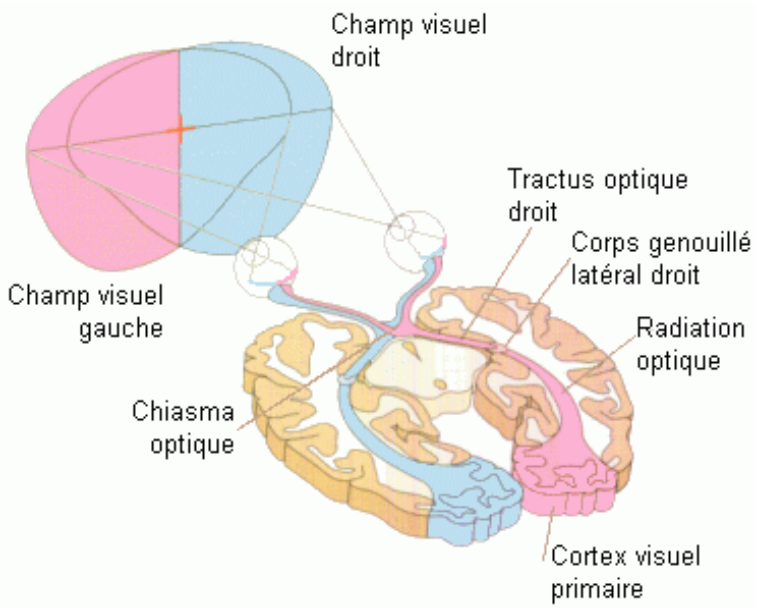

FIGURE 2.12 – Trajet de l'information contenu dans le champ visuel (hémichamp droit en bleu et gauche en rouge), de la rétine au cortex visuel primaire.

neurones du cortex visuel primaire ayant des champs récepteurs adjacents. De ce fait, les caractéristiques visuelles d'une stimulation située dans le champ récepteur des neurones sont encodées au niveau de la surface corticale.

Les récents progrès de l'imagerie cérébrale permettent de représenter l'information contenue dans un hémichamp à la surface du cortex visuel primaire avec de plus en plus de détails [Wandell et al., 2007]. On sait notamment que l'information visuelle garde sa structure spatiale dans le cortex visuel grace à une transformation qui assure la correspondant entre deux points voisins du champ visuel et deux points voisins de la surface corticale. Par exemple, la figure 2.13 montre l'organisation corticale, à la surface des aires primaires du cortex visuel (V1, V2, V3), de stimulation affichées avec différentes degrés d'excentricité horizontale. L'information visuelle contenue sur l'axe horizontal est projetée autour de la scissure calcarine, en traversant V1 sur toute la longueur (figure 2.13 en pointillés). De plus, le système visuel représente l'information visuelle située de part et d'autre de l'axe horizontal est en position inversée de part et d'autre de la scissure calcarine. L'information contenue au centre du champ de vision est représentée sur une surface beaucoup plus étendue par rapport à l'information contenue en périphérie du champ de vision. L'acuité visuelle n'est donc pas uniforme dans le champ visuel et fortement limitée en périphérie. Néanmoins nous verrons que l'orientation de l'attention visuospatiale régule l'activité du cortex visuel primaire, en particulier pour améliorer la résolution spatiale du système visuel [Anton-Erxleben and Carrasco, 2013].

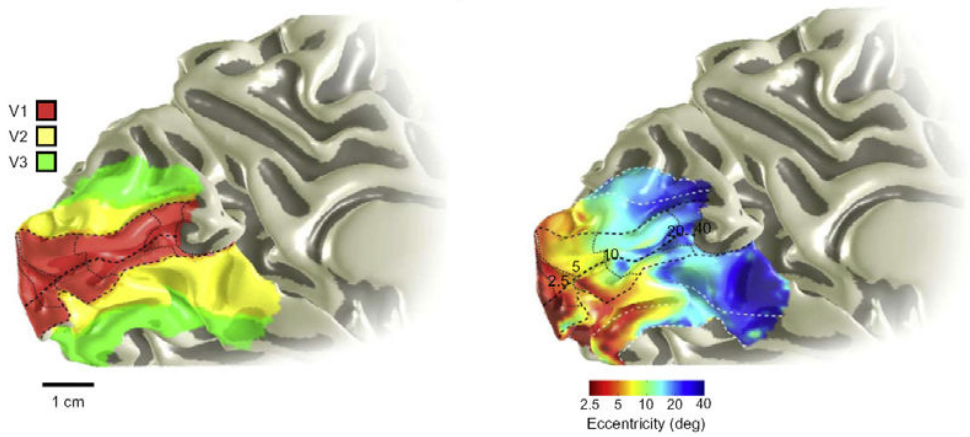

FIGURE 2.13 – Représentation de la structure spatiale de l'information visuelle au niveau de la surface médiale du cortex visuel. Surface de gauche : Les aires visuelles primaires (V1, V2 et V3). Surface de droite : Degré d'excentricité de l'information contenue dans un hémichamp visuel sur l'axe horizontal, de la vision centrale (en rouge) sur la partie postérieure à la vision périphérique (en bleu) sur la partie antérieure. Source : Wandell and Winawer [2011]

2.4.3 Réseaux de l'attention visuospatiale

L'orientation est une fonction de l'attention beaucoup étudiée en imagerie cérébrale [Miller and Buschman, 2013, Corbetta and Shulman, 2002, Raz and Buhle, 2006, Petersen and Posner, 2012]. De ce fait, les structures cérébrales impliquées dans l'orientation endogène et exogène (figure 2.14) sont relativement bien identifiées comme les régions frontales (FEF, LPFC) et pariétales (LIP, V4) du cortex, ou les régions sous corticales comme le pulvinar et les noyaux sous thalamiques. Ces différentes structures cérébrales interagissent par un processus descendant pour orienter la composante endogène de l'attention (top-down, voir les flèches marrons sur la figure 2.14), et par un processus ascendant pour orienter la composante exogène (bottom-up, voir les flèches bleues sur la figure 2.14).

L'orientation exogène de l'attention implique des interactions entre plusieurs structures corticales de la voie ventrale. L'information visuelle contenue dans le cortex visuel primaire (V1) remonte au niveau de la jonction temporo-pariétale et la partie supérieure du sillon temporal (MT), où les représentations saillantes du champ visuel influencent le cortex frontal (FEF). Ce processus de contrôle d'attention ascendant permet au cerveau d'orienter automatiquement les ressources d'attention vers les régions les plus pertinentes du champ visuel.

L'orientation endogène de l'attention est contrôlée par un processus descendant (figure 2.14, top-down) qui implique des interactions entre plusieurs structures situées le long de la voie dorsale. Des études d'imagerie cérébrale chez l'homme [Cor-

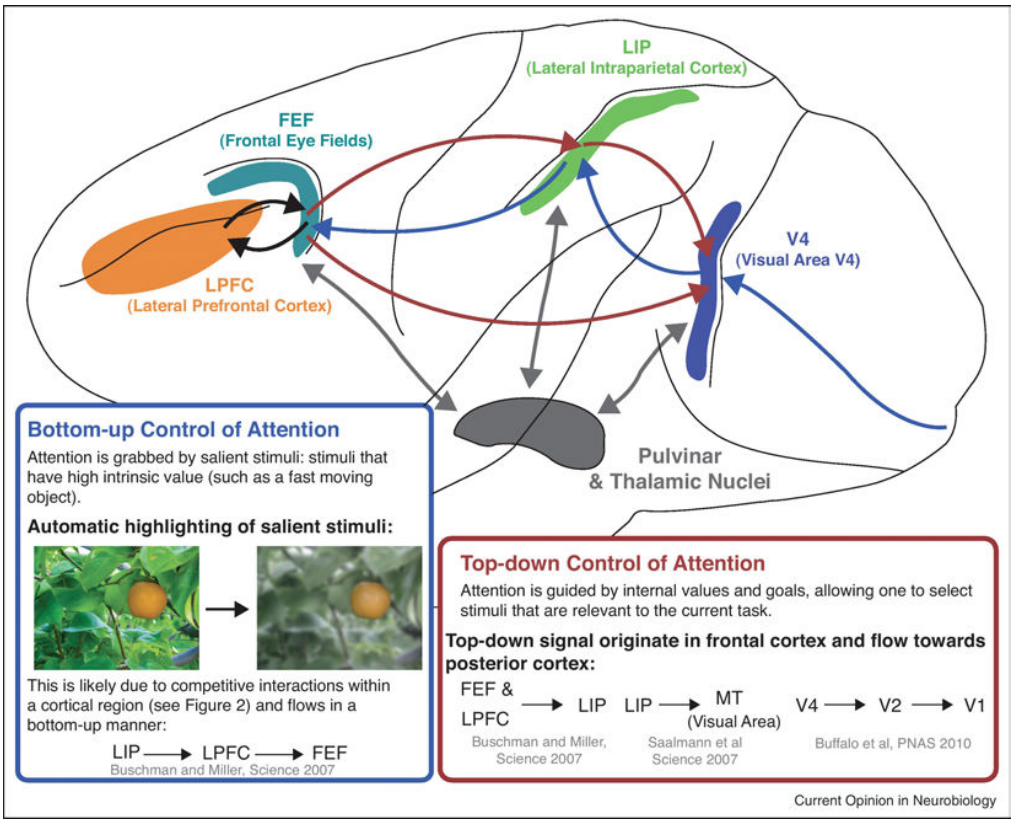

FIGURE 2.14 – Interactions entre les structures cérébrales impliquées dans les processus d'attention visuospatiale. Réseaux des structures cérébrales impliquées dans la composante d'orientation exogène (Bottom-up Control of Attention, en bleu) et dans la composante d'orientation endogène (Top-down Control of Attention, en rouge). Source : Miller and Buschman [2013].

betta and Shulman, 2002] et intra-corticales chez le primate [Noudoost et al., 2010, Moore, 2006, Moore et al., 2003] prouvent que l'orientation endogène de l'attention émerge de structures corticales et sous corticales [Hafed et al., 2013]. En effet, les régions situées au niveau du sillon pré-frontal latéral (LPFC) et de la jonction entre le sillon pré-central et frontal supérieur (FEF) sont impliquées dans l'orientation implicite, mais aussi dans la composante explicite de l'attention visuelle, c'est à dire le mouvement oculaire. Cette structure frontale est connectée aux structures corticales situées sur la voie dorsale, notamment le sillon intra-pariétal (figure 2.14, LIP) et les aires visuelles (MT, V4, V2, V1). Les neurones de LIP auraient tendance à influencer d'abord l'activité des aires visuelles supplémentaires (figure 2.14, V4), puis les aires visuelles primaires (V2, V1) pour améliorer la représentation des informations contenues dans le foyer de l'attention [Saalmann et al., 2007].

2.4.4 Variations de puissance induites par l'orientation endogène

Dans un paradigme de pré-indiçage visuospatial, l'orientation endogène de l'attention induit des variations de puissance dans la bande alpha au niveau des régions pariétales et occipitales [Mazaheri and Jensen, 2010, Jensen and Mazaheri, 2010, Klimesch, 2012, Foxe and Snyder, 2011]. La plupart des études présentent des données enregistrées dans des tâches où les sujets doivent orienter leur attention vers un emplacement situé à droite ou à gauche d'un point de fixation central, lorsque ce dernier est remplacé par une flèche. Après l'apparition de l'indice affiché en position centrale, la puissance de l'alpha diminue bilatéralement et augmente avant l'apparition de la cible, en particulier du coté ipsilatéral à l'orientation de l'attention (figure 2.15).

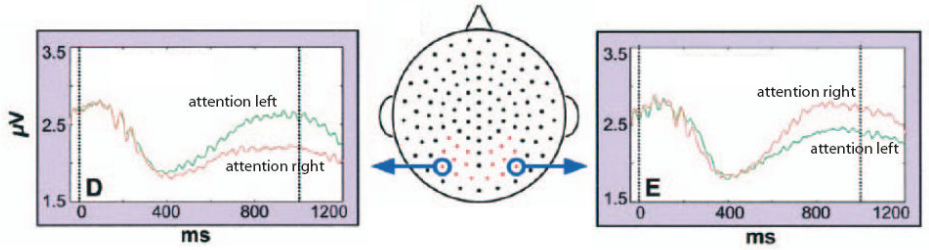

FIGURE 2.15 – Variations de puissance de l'alpha en fonction de l'orientation de l'attention visuospatiale. Source : Worden et al. [2000].

Néanmoins, ces observations présentent des différences d'une étude à l'autre. Dans certaines études, la puissance de l'alpha augmente ispilatéralement à l'orientation de l'attention [Worden et al., 2000, Sauseng et al., 2005, Thut et al., 2006, Rihs et al., 2009, Cosmelli et al., 2011, Capilla et al., 2014], et dans d'autres études, elle diminue contralatéralement à l'orientation de l'attention [Rihs et al., 2007, Wyart and Tallon-Baudry, 2008, Yamagishi et al., 2003, 2005]. Toutes les études s'accordent à dire que ces variations de puissance sont liées à des mécanismes d'inhibition/excitation induits par des processus descendants sur la voie dorsale (FEF->LIP->V4->V1). Les études ayant observé une augmentation de puissance suggèrent que ces processus induisent une inhibition du cortex visuel primaire au niveau de l'hémisphère impliqué dans le traitement des informations du champ visuel opposé à l'indication. Ce mécanisme semble suivre l'organisation rétinotopique du système visuel [Worden et al., 2000, Rihs et al., 2007] pour atténuer la représentation du champ visuel du côté ou la cible n'est pas attendue. Par ailleurs, la diminution de puissance du cortex visuel controlatéral à l'orientation de l'attention suggère un mécanisme d'excitation corticale [Romei et al., 2008] qui améliore le traitement de la cible [Thut et al., 2006, Yamagishi et al., 2008]. Néanmoins, certaines études suggèrent que les mécanismes d'inhibition/excitation ressortent plutôt en fonction des paramètres des indices et des cibles [Cosmelli et al., 2011, Rihs et al., 2009]. En

particulier, si la durée entre l'affichage de l'indice et de la cible est trop courte, le mécanisme d'inhibition n'a pas le temps de se mettre en place [Rihs et al., 2009]. Récemment, plusieurs études suggèrent que ces variations de puissances peuvent être utilisées pour contrôler une ICM par l'orientation implicite de l'attention visuospatiale dans un paradigme de pré-indiçage contenant deux emplacements [Gerven and Jensen, 2009], voire plusieurs emplacements opposés [Treder et al., 2011, Bahramisharif et al., 2010]. De manière intéressante, ces résultats montrent que les caractéristiques de puissances varient de manière continue en fonction de la valeur angulaire de l'orientation attentionnelle (figure 2.16).

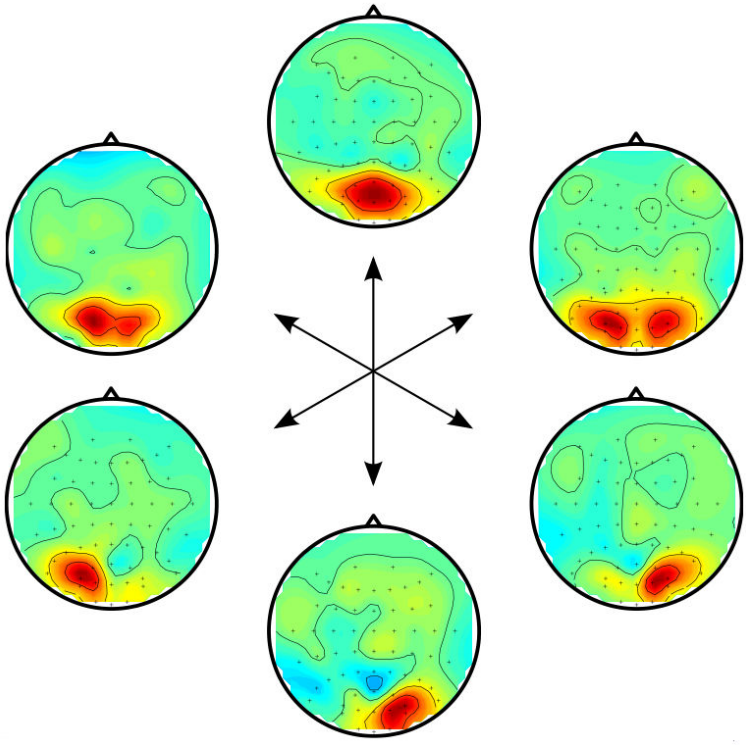

FIGURE 2.16 – Topographies de la puissance du signal EEG dans la bande alpha. La puissance varie en fonction de l'orientation de l'attention au niveau des régions postérieures (tâches rouges). Source : Treder et al. [2011].

2.5 Amélioration de l'orientation endogène

Cette section présente les protocoles d'interactions inventés dans cette thèse [Trachel et al., 2013c] pour améliorer la performance d'attention visuospatiale des opérateurs d'appareils aériens ou terrestres. Un environnement opérationnel contient des indications spatiales sur l'affichage imminent de cibles visuelles qui sont plus

complexes que les indices utilisés en conditions expérimentales. Dans une scène visuelle complexe, il est parfois difficile d'extraire une information spatiale prédictive sur l'affichage de cibles visuelles dans différents emplacements de l'espace. Cette situation peut conduire à une orientation de l'attention endogène éloignée des cibles visuelles, situation que nous qualifierons dans la suite de ce travail *d'erreur spatiale*. Ainsi, la rapidité et la précision des réactions aux cibles peut s'améliorer par une ICM capable de décoder l'emplacement spatial du foyer implicite de l'attention avant l'affichage des cibles. Pour cela, notre invention propose soit de réorienter l'attention vers l'emplacement des cibles par un avertissement si le décodage du foyer indique un emplacement différent de la cible, soit d'afficher les cibles dans l'emplacement décodé une l'ICM en ayant un contrôle sur l'affichage des informations, comme dans le cockpit d'un appareil.

2.5.1 Protocoles d'améliorations basés sur une ICM

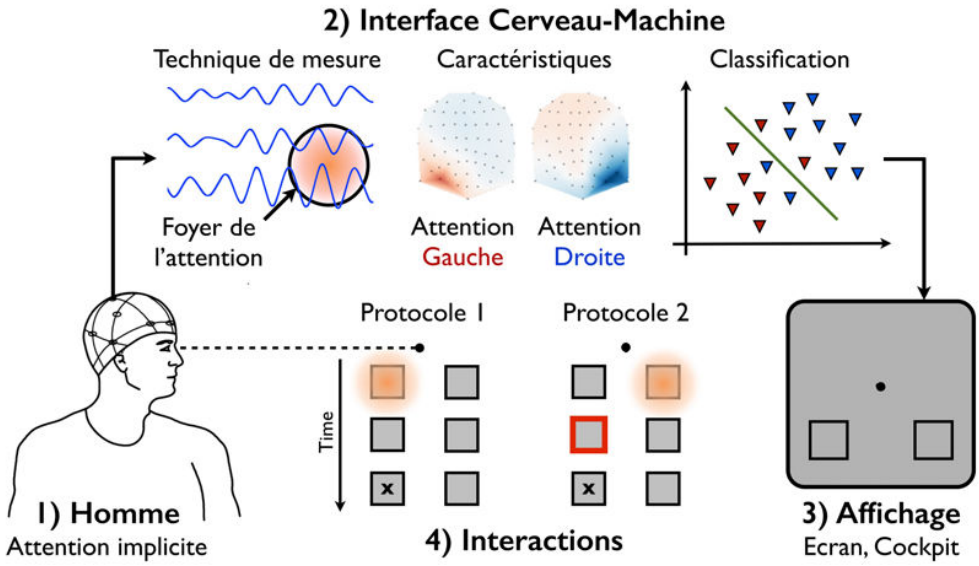

FIGURE 2.17 – Représentation schématique de l'invention : L'homme (1) maintient son regard (trait pointillé) au niveau du point central et oriente son attention de manière implicite vers les emplacements latéraux sur le terminal d'affichage (3). L'Interface Cerveau-Machine (2) décode l'emplacement du foyer d'attention par la mesure, l'extraction et la classification des caractéristiques cérébrales parmi les emplacements latéraux. L'invention est conçue selon deux protocoles d'interactions (4) qui permettent l'affichage d'informations (x) et d'avertissements (en rouge).

Les protocoles proposés pour améliorer l'orientation endogène de l'attention visuospatiale fonctionnent selon le schéma en boucle fermée représenté sur la figure

2.17. Ces protocoles se basent sur un système et un procédé de commande et de contrôle d'un appareil pilotable par un opérateur qui peut s'appliquer dans deux situations différentes. Globalement, les opérateurs orientent leur attention visuelle de manière explicite vers un emplacement central pour réaliser une opération de commande ou de contrôle, et anticipent l'affichage de nouvelles informations pour réaliser une opération future, en orientant de manière implicite leur attention visuelle vers un emplacement latéral (1, figure 2.17). L'invention nécessite un terminal d'affichage (3, figure 2.17) composé d'un emplacement central et d'emplacements latéraux. Dans le premier protocole d'interaction (4 - adaptatif, figure 2.17), les informations de commande relatives à l'environnement de l'appareil apparaissent sur un emplacement central, et les informations visuelles de contrôle sur des emplacements latéraux. Dans le deuxième protocole d'interaction, le terminal affiche les informations de contrôle dans l'emplacement central et les informations de commande de l'appareil dans les emplacements latéraux (4 - avertissement, figure 2.17). Dans ce protocole, l'invention comprend aussi un dispositif de détection et de notification d'évènements ponctuels liés à l'environnement de l'appareil qui est utilisé pour l'affichage d'avertissements visuels.

Pour chaque protocole, l'affichage des informations visuelles est commandé par une ICM pouvant fonctionner avec des techniques de mesure d'activité cérébrale et des méthodes de traitement du signal, d'extraction et de décodage des caractéristiques cérébrales [Mason and Birch, 2003, Mason et al., 2005]. Les premièrs concepts d'ICMs basées sur l'attention visuelle ont été proposé il y a environs 40 ans [Vidal, 1977], en particulier les protocoles SSVEP [Vialatte et al., 2010, Amiri et al., 2013] (en anglais, Steady-State Visually Evoked Potentials). Jusqu'à présent, l'application de ces ICMs est réservée aux patients sévèrement atteints d'un syndrome d'enfermement qui ne peuvent plus faire aucun mouvement moteur ou oculaire. Néanmoins, en orientant de manière implicite leur attention visuospatiale, certains patients sont capable de contrôler le déplacement d'un curseur, d'un appareil, ou de sélectionner une lettre sur un clavier virtuel. Ces protocoles SSVEP décodent la réponse cérébrale évoquée par stimulations visuelles ayant un contenu spatial explicite et totalement contrôlée par l'expérimentateur. On peut cependant s'interroger sur la capacité des sujets à orienter leur attention dans un environnement visuel complexe contenant une information spatiale ambigüe quant à l'apparition de cibles visuelles. Par conséquent, les stimulations contenues dans un environnement complexe pourraient aussi influencer le décodage des caractéristiques cérébrales. Comme il est impossible de contrôler toutes les informations contenues dans le retour visuel, l'invention est composée d'une ICM qui décode les caractéristiques cérébrales de la bande alpha et ne dépend pas du contenu de l'information visuelle [Fujisawa et al., 2008, Gerven and Jensen, 2009]. Pour illustrer les outils nécessaire au fonctionnement de tels ICMs, nous allons présenter de manière succincte dans les sections suivantes, les différentes

techniques de mesure et le cadre méthodologique concernant l'extraction et le décodage des caractéristiques cérébrales.

2.5.2 Techniques de mesure

Les ICMs basées sur l'attention visuospatiale mesurent l'activité cérébrale par des techniques comme l'Electro-EncéphaloGraphie (EEG), la Magnéto-EncéphaloGraphie (MEG), l'Imagerie a Résonance Magnétique fonctionnelle (IRMf, en anglais functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI), ou l'Electro-CorticoGraphie (ECoG). Dans le cadre de cette thèse, nous avons aussi utilisé des techniques pour mesurer l'activité oculaire comme l'Electro-OculoGraphie (EOG), et notamment l'eye-tracking permettant de mesurer de manière très précise l'orientation du regard. Cette section présente les caractéristiques de ces différentes techniques de mesure en termes de résolution spatiale et temporelle, de degré d'invasivité et de portabilité, qui sont résumées sur le tableau 2.1.

Technique de mesure	Nature du signal	Type de mesure	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Invasivité	Portabilité
ECoG	Electrique	Directe	1 mm	30 ms	oui	oui
IRMf	Métabolique	Indirecte	5 mm	1 sec	non	non
MEG	Magnétique	Directe	5 mm	50 ms	non	non
EEG	Electrique	Directe	1 cm	50 ms	non	oui
EOG	Oculaire	Directe	-	10 ms	non	oui

TABLE 2.1 – Comparaison des techniques de mesures utilisés par les ICMs en générale. Sources : Nicolas-Alonso and Gomez-Gil [2012].

l'ECoG a été utilisée dans deux études chez des patients [Gunduz et al., 2011, Andersson et al., 2011]. Cette technique nécessite une opération chirurgicale pour implanter une grille d'électrodes entre l'os du crâne et la surface du cortex (figure 2.18), de manière permanente ou temporaire (en période pré-opératoire). Par conséquent, elle bénéficie d'une très bonne résolution spatiale (quelques neurones à plusieurs milliers, [Buzsáki et al., 2012] puisqu'elle enregistre directement les potentiels de champ à la surface corticale. Néanmoins, le caractère fortement invasif de cette technique implique des risques importants pendant et après l'intervention chirurgicale. Ces risques ont contraint à limiter les applications de l'ECoG au domaine médical uniquement, en particulier à la recherche clinique et fondamentale en neurosciences. Néanmoins, la performance des ICMs utilisant l'ECoG est bien

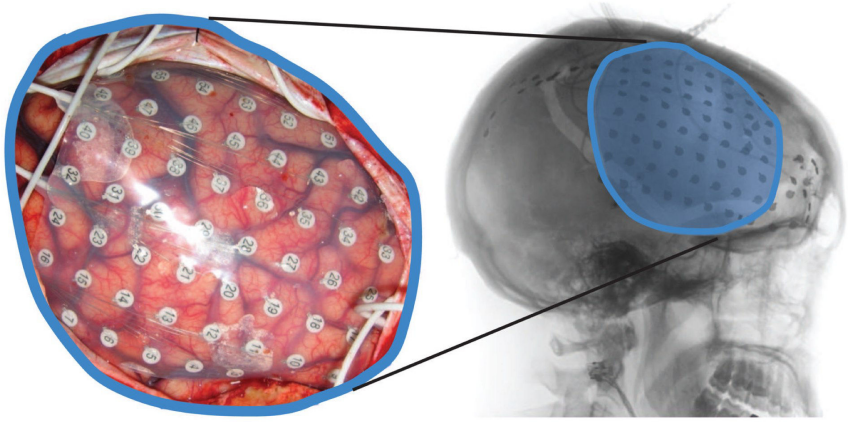

FIGURE 2.18 – Exemple d'une grille d'électrodes implantée chez une patient. Gauche : Grille placée à la surface du cortex frontal droit. Droite : Scanner à rayon X révélant l'emplacement de la grille après implantation chirurgicale. Source : Gunduz et al. [2011]

meilleure par rapport aux techniques non-invasives grâce à la résolution spatiale, temporelle et au faible rapport signal à bruit des électrodes implantées à la surface du cortex.

L'IRMf a été utilisée dans deux études chez des sujets sains [Andersson et al., 2011, 2013]. Cette technique permet d'inférer l'activité cérébrale à partir de la consommation en oxygène dans le cerveau qui est un marqueur métabolique du degré d'activation des neurones. L'IRMf est une application de l'imagerie par résonance magnétique qui stimule les atomes d'oxygène contenu dans les vaisseaux sanguins par un champ magnétique à forte intensité. L'intensité du champ magnétique qui détermine la résolution spatiale de l'IRMf est aujourd'hui de l'ordre du mm. Les séquences d'acquisition d'une IRMf n'ont généralement pas une très bonne résolution temporelle, du fait de la réponse hémodynamique qui intervient plusieurs secondes après le changement d'activité cérébrale. Par conséquent, la commande envoyée à l'ICM est retardée pour une utilisation en temps-réel, de 4,9 secondes dans[Andersson et al., 2011]. De plus, cette technique de mesure nécessite l'utilisation d'une machine très couteuse qui n'est absolument pas portable pour une utilisation en dehors du laboratoire (figure 2.19).

La MEG a été utilisée dans plusieurs études pour des applications d'ICM dans un contexte médical ou expérimental chez le sujet sain [Bahramisharif et al., 2010, Gerven and Jensen, 2009, Roijendijk et al., 2013]. Les capteur MEG sont situés à



FIGURE 2.19 – Photo de la machine disponible au centre IRM de Marseille. Source : `irmfmrs.free.fr`

quelques centimètres de la tête du sujet et enregistrent la composante magnétique du champ électromagnétique émis par les sources de courant corticales. Par conséquent, cette technique non-invasive ne pose pas les problèmes de stabilité ou de rejet impliqué par l'ECoG. Sa résolution temporelle est bien meilleure que l'IRMf et sa résolution spatiale est inférieure à l'ECoG. La MEG est un outil extrêmement coûteux, tant au niveau de son installation que de son entretien. Par conséquent, son adaptation à un contexte opérationnel serait particulièrement complexe car elle n'a aucune portabilité, ne peut être utilisée dans un environnement contenant du matériel ferromagnétique et pose d'importantes contraintes sur les mouvements de la tête du sujet (figure 2.20). Néanmoins, les études MEG en conditions expérimentales montrent de bonnes performances pour les protocoles ayant plus de 2 cibles.

L'EEG a été utilisée dans plusieurs études chez le sujet sain [Fujisawa et al., 2008, Tonin et al., 2013, Treder et al., 2011] et des patients [Marchetti et al., 2013]. Les électrodes de l'EEG sont situées à la surface du scalp du sujet et enregistrent la composante électrique du champ électromagnétique. Cette technique est parfaitement adaptée à l'homme que ce soit en clinique pour la recherche médicale, en laboratoire pour la recherche fondamentale (1, figure 2.21), et à l'avenir dans certains environnements opérationnels [Gevins et al., 1995] pour des applications sur un lieu de travail, dans un avion ou une voiture [Borghini et al., 2012] (2, 3, figure 2.21). L'utilisation de l'EEG est particulièrement avantageuse pour intégrer des ICMs dans ce type d'environnement car la mesure est stable dans le temps (quelques heures), les systèmes



FIGURE 2.20 – Photo de la machine disponible au centre MEG de Marseille. Source : `ins.medecine.univmed.fr/cross-cutting-research/meg-laboratory/`

d'acquisition et de traitement bénéficient d'une bonne portabilité à moindre coût. Les systèmes d'acquisitions actuels permettent d'enregistrer les signaux EEG avec une fréquence d'échantillonnage jusqu'à quelques kHz pour étudier la dynamique des processus cognitifs avec une résolution temporelle bien meilleure que l'IRMf [Gevins, 1998]. Cependant, la résolution spatiale de l'EEG est plutôt faible parce que le champ électrique se diffuse à la surface du crâne et induit une forte corrélation spatiale entre les signaux enregistrés à différents points du scalp. De plus, l'EEG reste très sensible à certains artefacts de sources biologiques (transpiration, mouvements oculaires, contractions musculaire) ou technologique (défaillance d'une électrode, 50 Hz du réseau électrique).

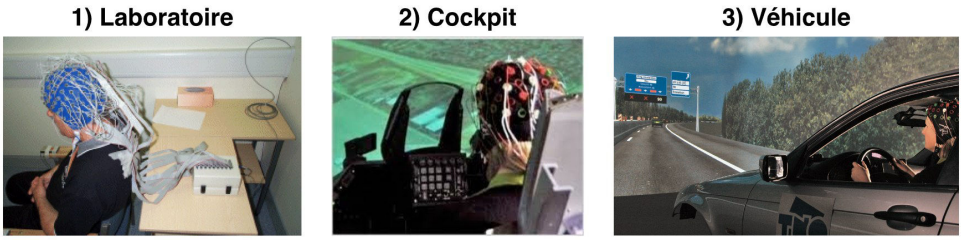

FIGURE 2.21 – Photo de systèmes EEG pouvant être déployé dans un environnement de laboratoire (1), dans le cockpit d'un appareil (2), ou dans une véhicule (3).

L'EOG est utilisé dans les études sur l'orientation implicite de l'attention visuo-spatiale comme une mesure de contrôle pour vérifier que les essais ne contiennent pas de mouvements oculaires. Les électrodes EOG peuvent être placées à côtés du canthus extérieur de chaque oeil pour mesurer les mouvements horizontaux (saccade), ou en dessous et au dessus d'un oeil pour mesure le clignement des yeux. Cependant, la résolution spatiale des EOG est relativement faible par rapport à l'eye tracking qui permet de mesurer plus précisément l'orientation et la position du regard sur une surface 2D (Gaze vector et Gaze position, figure 2.22). Cette technique de mesure est dotée de caméras infra-rouge pour détecter la pupille des yeux et d'un système de traitement d'image capable de suivre la trajectoire du mouvement oculaire. Une calibration est nécessaire pour établir le référentiel de coordonnée (ADCS, figure 2.22) à partir de quelques points répartis de manière uniforme, par exemple au centre et 4 coins d'un écran. Dans le cadre de cette thèse, nous avons utilisé l'eye tracking pour détecter les mouvements oculaires sur des données enregistrées chez quelques sujets avec le système Tobii X120 [2] pendant la dernière expérience. Ce système permet de mesurer l'activité oculaire à 120 Hz et d'extraire des caractéristiques comme la position, la vitesse et le diamètre la pupille de chaque oeil. Dans un protocole d'amélioration avancé, on pourrait envisager de coupler une ICM avec l'eye tracking pour détecter la position du regard sur plusieurs emplacements.

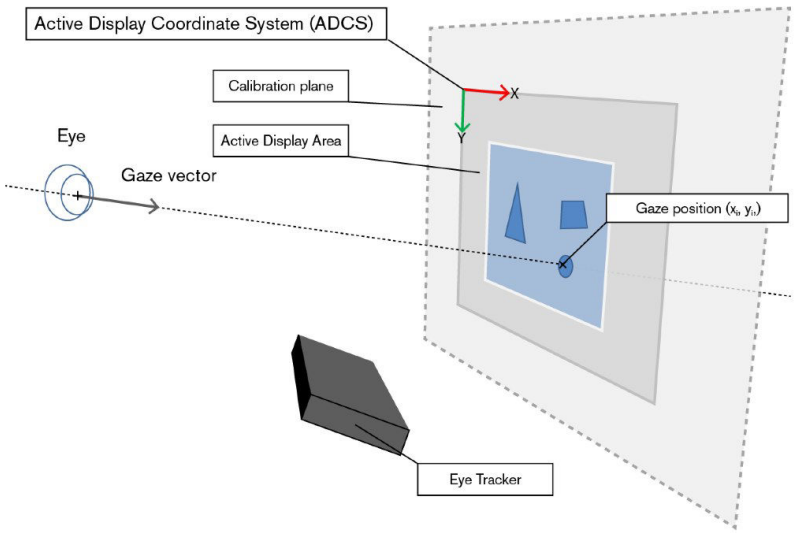

FIGURE 2.22 – Référentiel de coordonnées du système Tobii dans le plan de l'écran (Active Display Area). Source : Tobii Analytics SDK Developer's Guide.

2. www.tobii.com/en/eye-tracking-research/global/products/hardware/tobii-x60x120-eye-tracker/

2.5.3 Extraction des caractéristiques

Cette section présente certaines méthodes de traitement de signaux MEG/EEG [Bashashati et al., 2007, Krusienski et al., 2011, Makeig et al., 2012] permettant d'extraire des caractéristiques de puissance dans la bande alpha. La première approche consiste a appliquer un filtrage temporel sur les signaux dans la bande alpha pour calculer la variance temporelle des signaux filtrés qui permet d'estimer la puissance du signal contenu dans cette bande. La densité spectrale de puissance peut aussi s'estimer à travers une gamme de fréquence par des méthodes de décomposition temps-fréquence [Gerven and Jensen, 2009, Treder et al., 2011, Bahramisharif et al., 2010], des modèles auto-régressifs [Gunduz et al., 2011]. Ces méthodes d'extraction sont appliquées sur certaines portions du signal enregistré par les électrodes qui sont situées au dessus des régions pariétales et occipitales, notamment les électrodes PO3, PO4, PO7, PO8, Oz, O1 et O2. Les ICMs basées sur des protocoles de traitement synchrones utilisent des fenêtres de temps fixées par rapport aux événements impliqués dans la tâche, comme certaines études d'attention visuospatiale qui synchronisent l'extraction des caractéristiques sur l'affichage de l'indice spatial [Gerven and Jensen, 2009, Treder et al., 2011, Marchetti et al., 2013]. Dans le cadre de cette thèse, nous avons préféré synchroniser les fenêtres avant l'affichage de la cible pour extraire les caractéristiques reflétant l'activité induite par son affichage. Par ailleurs, il existe des protocoles de traitement asynchrones qui réalisent l'extraction des caractéristiques par un traitement continu en répétant ces méthodes sur des fenêtres glissantes dans le temps. Ce type de traitement est appliqué dans les protocoles SSVEP, mais n'a jamais été testé dans les protocoles basés sur la puissance de la bande alpha.

Une autre approche consiste à appliquer un filtrage spatial sur les signaux EEG dont les détails mathématiques seront présentés dans le chapitre suivant (section 3.3). Deux études d'ICM sur l'attention visuospatiale ont appliqué cette approche avant d'extraire des caractéristiques de puissance dans la bande alpha. Tonin et al. [2013] ont utilisé un filtre laplacien pour réduire la corrélation spatiale entre les signaux et diminuer la redondance d'information contenue dans les caractéristiques extraites [Mcfarland et al., 1997]. Fujisawa et al. [2008] ont utilisé des filtres CSP [Ramoser and Pfurtscheller, 2000] pour optimiser l'extraction des caractéristiques de puissances avant le décodage [Blankertz et al., 2008, Lotte and Guan, 2011], en filtrant les composantes spatiales de l'EEG dont la variance est discriminante pour deux catégories d'essais. D'autres études sur l'attention visuospatiale [Vossel et al., 2012, Capilla et al., 2014] ont utilisé des méthodes de localisation de sources qui réalisent un traitement équivalent au filtrage spatial, en intégrant un a priori sur la structure anatomique du cerveau et de la tête des sujets (voir section 3.2). Dans le cadre de cette thèse nous avons appliqué ces méthodes sur les données de la deuxième expérience (chapitre 5) pour étudier leur capacité à améliorer la

performance du décodage [Besserve et al., 2011] sur des caractéristiques de la bande alpha reliée à l'attention visuospatiale.

2.5.4 Classification des caractéristiques

Cette section présente les méthodes d'apprentissage automatique permettant le traitement des caractéristiques extraites à l'étape précédente par classification [Lotte et al., 2007] ou par régression [Fruitet et al., 2010]. Ces méthodes sont aussi appelées méthodes de décodage des caractéristiques dans la littérature sur les ICM. Les ICMs sur l'attention visuospatiale appliquent des méthodes de classification pour décoder les caractéristiques correspondant à plusieurs catégories d'orientations (droite, gauche, haut, bas etc...), et des méthodes de régression pour décoder la valeur angulaire de son orientation ou l'emplacement spatial du foyer de l'attention. Néanmoins, la plupart des études réalisent le décodage des caractéristiques *hors ligne*, c'est à dire après l'expérience pendant laquelle les données EEG ont été enregistrées. Seulement deux études [Tonin et al., 2013, Andersson et al., 2011] réalisent un décodage temps-réel (*en ligne*) pendant l'expérience. Ce type de traitement est nécessaire au fonctionnement des protocoles proposés dans cette thèse, bien que l'approche hors-ligne permette d'étudier en amont les caractéristiques et les méthodes offrant un décodage des données optimal. Nous considérons que cette approche permet de réaliser une étude de faisabilité à partir de données enregistrées dans des conditions utilisées pour la calibration de l'ICM (chapitres 4 et 5).

Sur le plan méthodologique, le décodage des caractéristiques s'applique essentiellement de manière supervisée. Les paramètres d'extraction, de sélection et de classification des caractéristiques sont ajustés automatiquement hors ligne, ou en ligne par des méthodes adaptatives [Shenoy et al., 2006]. Pour cela, il est nécessaire d'appliquer une calibration à l'ICM pour ajuster ces paramètres avant d'évaluer la capacité de décodage sur de nouvelles observations. Une expérience en-ligne est généralement composée d'une phase de calibration et d'une phase d'utilisation de l'ICM avec les paramètres ajustés sur les données enregistrées. Dans une approche hors ligne, le décodage des caractéristiques est réalisé dans une procédure de validation croisée qui divise les données en deux parties : les paramètres du décodage sont ajustés sur une base d'« apprentissage », et évalués sur une base de « validation » ou de « test ». La validation croisée des données est importante pour éviter un problème de sur apprentissage intervenant lorsqu'un modèle est capable de représenter les données sur lesquelles il a été ajusté, mais qu'il est incapable de représenter de nouvelles données (en anglais, overfitting). Le problème de sur apprentissage se pose notamment quand la dimension de l'espace des caractéristiques (P) est trop élevé par rapport au nombre d'observations (N), typiquement $P \gg N/10$. Pour limiter ce problème sur une expérience d'ICM, on peut réduire le nombre de caractéristiques par des filtres spatiaux équivalent à certaines méthodes de décompositions tels que

l'Analyse en Composantes Principales ou Indépendantes (en anglais PCA ou ICA). Les méthodes de classification ont été appliquées à plusieurs catégories d'orientations de l'attention visuospatiale ayant un écart de 180 degrés [Tonin et al., 2013], 90 degrés [Gerven and Jensen, 2009], 60 degrés [Treder et al., 2011], 45 degrés [Rihs et al., 2007]. En appliquant des méthodes de régression, il est possible de décoder l'évolution continue de la valeur angulaire de l'orientation spatiale de l'attention à partir de données enregistrées en MEG [Bahramisharif et al., 2010]. Cependant, la capacité de décodage des techniques de mesures non-invasives est plus limitée que les techniques invasives comme l'ECoG [Gunduz et al., 2012]. En particulier, les coordonnées spatiales (2D) de l'emplacement du foyer de l'attention semblent plus difficiles à décoder de manière précise en MEG d'après des discussions avec [Bahramisharif et al., 2012], voire presque impossible en EEG, d'après les résultats présentés dans la littérature [Treder et al., 2011, Rihs et al., 2007]..

Chapitre 3

Cadre méthodologique

Sommaire

3.1 Enregistrement et pré-traitement de signaux 60
3.1.1 Système d'acquisition 60
3.1.2 Traitement des artefacts 60
3.2 Pré-traitement des données anatomiques 62
3.2.1 Segmentation des IRM anatomiques 63
3.2.2 Annotation des données anatomiques 64
3.2.3 Référentiel des données anatomiques 65
3.2.4 Définition de l'espace des sources 65
3.2.5 Calcul de la matrice de gain 68
3.3 Extraction des caractéristiques du signal 68
3.3.1 Densité de courant des signaux 69
3.3.2 Common Spatial Patterns 71
3.3.3 Beamformer 73
3.3.4 Minimisation de norme 74
3.4 Décodage des caractéristiques 75
3.4.1 Classification par apprentissage supervisé 75
3.4.2 Sélection des caractéristiques 77
3.4.3 Validation croisée des résultats 78
3.4.4 Optimisation des bandes de fréquences 78
3.4.5 Évaluation des performances 79
3.5 Cartographie statistique 81
3.5.1 Méthode de calcul des ERD/ERS 81
3.5.2 Problème des comparaisons multiples 82
3.5.3 Tests de permutation par seuillage 83
3.5.4 Méthode de seuillage améliorée 84

3.1 Enregistrement et pré-traitement de signaux

3.1.1 Système d'acquisition

Pour enregistrer les données électrophysiologiques (EEG et EOG) pendant les expériences sur l'attention visuospatiale, nous avons utilisé le système BioSemi ActiveTwo [1] qui est composé d'un programme d'acquisition développé sous LabView, d'un amplificateur de puissance à 256 entrées analogiques et numériques avec un système d'échantillonnage jusqu'à 16 kHz. Les signaux EEG ont été enregistrés par 64 électrodes disposées sur la tête du sujet avec un casque souple (schématisé sur la figure 3.7). Une électrode EOG a été placée sous un des yeux du sujet pour enregistrer le clignement des yeux et deux autres électrodes EOG ont été placé à côtés du canthus extérieur de chaque oeil pour enregistrer les saccades oculaires. Pour chaque expérience présentée dans le chapitre 5, la position des électrodes EEG a été numérisée sur la surface du crâne des sujets, avec le système BrainSight [2] qui est composé d'un PC central, d'une caméra stéréoscopique et des pointeurs visuels.

L'amplificateur du système BioSemi utilise un système de référence interne basé sur les électrodes CMR et DRL formant une boucle de feedback. Cette fonctionnalité permet à l'expérimentateur de choisir à postériori une autre référence lors du prétraitement de données, comme la moyenne des électrodes connectées qui présentent un signal sans sources d'artefacts. En fait, il est d'une importance capitale de choisir une bonne référence pour éviter une dégradation du signal à cause d'un artefact sur l'électrode de référence. La référence optimale serait loin de toute source de signal cérébrale, oculaire ou musculaire, par exemple sur l'os des mastoïdes qui sont situées dans la partie inférieure de l'os temporal (derrière l'oreille). Néanmoins, il vaut mieux éviter de prendre la référence au niveau des mastoïdes pour étudier le cortex auditif ou au niveau du vertex (sur Cz) pour étudier le cortex moteur etc... Par ailleurs, on peut s'affranchir d'une référence fixe par un montage bipolaire entre plusieurs paires d'électrodes, ou par un montage laplacien qui référence chaque électrode aux électrodes adjacentes. Les techniques de filtrage spatial et de localisation de source appliquées dans cette thèse pour extraire les caractéristiques cérébrales permettent aussi de s'affranchir de toute référence. Cependant, nous avons quand même appliqué une référence moyenne en pré-traitement qui recentre le potentiel électrique autour de zéro à travers la surface du crâne et permet d'enlever l'activité commune aux électrodes.

3.1.2 Traitement des artefacts

Le signal EEG enregistré contient un mélange d'activité cérébrale avec un grand nombre d'artefacts qui proviennent de sources biologiques d'une part, comme l'ac-

1. `http://www.biosemi.com/products.htm/`
2. `http://www.rogue-research.com`

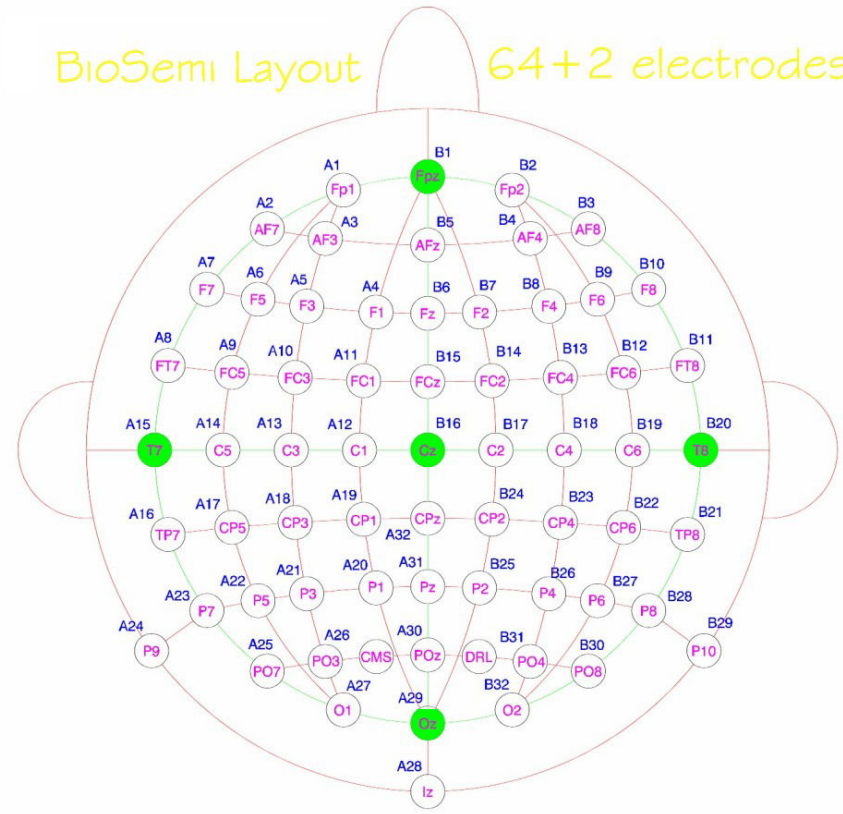

FIGURE 3.1 – Schéma du casque BioSemi à 64 EEG + les références CMR et DRL. Source : `http://www.biosemi.com/headcap.htm`.

tivité électrodermale, oculaire et musculaire du sujet, et de sources technologiques d'autre part, notamment le 50 Hz du réseau électrique et certaines défaillances d'électrodes. Heureusement, l'activité cérébrale possède des caractéristiques bien différentes par rapport aux sources issues des artefacts biologiques et technologiques, en termes de distribution temporelle et spatiale, de fréquence ou d'amplitude. Par exemple, les mouvements oculaires ont une amplitude dix fois plus grande que l'activité cérébrale enregistrée par l'EEG dont la gamme d'amplitude varie entre le bruit du système d'acquisition et plusieurs dizaines de milli Volts. En principe, la réduction des artéfacts dans le signal EEG est toujours un processus complexe, voire un vrai challenge [Klass, 1995]. On peut considérer qu'il existe deux approches qui consistent à rejeter ou à corriger les portions de signaux qui sont contaminées par des artefacts.

La première approche permet de réduire l'amplitude des artefacts en filtrant le signal EEG dans le domaine temporel ou spatial. Le filtrage permet d'atténuer l'amplitude des artefacts biologiques en appliquant un filtre temporel (passe haut,

passe bas ou passe bande), ou en appliquant un filtre spatial construit par analyse en composantes indépendantes (en anglais, Independant Component Analysis, ICA). L'ICA permet d'extraire les composantes des signaux dont la distribution n'est pas gaussienne, contrairement aux oscillations électriques enregistrées par l'EEG. Par exemple, les clignements des yeux s'atténuent très bien avec une ICA, les saccades oculaires avec un filtre passe haut à 1 Hz, ou l'activité musculaire avec un filtre passe bas à une fréquence plus élevée (20-300 Hz, [Muthukumaraswamy, 2013]). Certains filtres adaptatifs permettent de réduire en temps réel les artéfacts oculaires à partir d'une électrode EOG [He et al., 2004], notamment en une situation opérationnelle [Wilson et al., 2007]. Le filtrage temporel de l'EEG ne permet pas de se débarrasser totalement des artefacts, en particulier certains artefacts technologiques de forte amplitude comme un changement d'offset sur une électrode qui peut créer des artefacts numériques après filtrage à cause du phénomène de Gibbs. De plus, il est important de ne pas atténuer l'activité cérébrale contenue dans la bande de fréquence filtrée et donc de bien dimensionner le filtre avant de l'utiliser pour corriger les artefacts dans le signal.

La deuxième approche consiste simplement à rejeter les portions du signal contaminées par les artefacts dépassant un seuil fixé en fonction de l'amplitude des artefacts visés (par exemple 100 μV pour le clignement des yeux) ou un seuil calculé automatiquement en fonction des données (par exemple correspondant à 5 fois l'écart type de l'amplitude du signal). Cette approche nécessite néanmoins une vérification des portions rejetées car elle peut réduire la quantité de données de manière importante si le seuil est mal fixé ou si les artéfacts sont très fréquents. En condition de laboratoire, le sujet est en principe bien isolé, il reçoit des instructions avant le début de l'expérience pour éviter de bouger et dispose d'intervalles de temps assez longs entre les essais et des pauses. Néanmoins, il est parfois nécessaire d'éliminer certains artefacts restant, en particulier le clignement des yeux qui est difficile à contrôler de manière volontaire. Pour les expériences menées dans le cadre de cette thèse, les sujets avaient pour instruction de ne pas bouger les yeux pendant un intervalle de temps d'environ une seconde et demi. Par conséquent, lorsque les données enregistrées contiennent peu de mouvements oculaires, nous avons préféré utiliser cette approche pour ne pas induire de résidus ou modification dans le signal brut.

3.2 Pré-traitement des données anatomiques

La principale limitation de l'EEG est sa faible résolution spatiale que les systèmes EEG (haute densité) tentent d'améliorer en augmentant le nombre d'électrodes jusqu'à 256. Cependant, le signal EEG enregistré par deux électrodes voisines est fortement corrélé parce que les potentiels de champs électriques émis par les neurones pyramidaux du cortex se diffusent au niveau de l'os du crâne dont la conductivité

est beaucoup plus faible que celle du tissu cérébral. On peut prendre en compte ce phénomène de diffusion en modélisant par les équations de Maxwell, le mélange observé sur les électrodes à partir de leurs positions et du modèle de la tête du sujet issu de son IRM anatomique. Cette étape de traitement contribue à la formulation du *problème direct* permettant de relier l'espace des sources situées dans le cortex $S \in \mathbb{R}^{N_s}$ à l'espace des signaux mesurés en surface $M \in \mathbb{R}^{N_e}$ par la relation :

$$M = G \cdot S$$

où G est une matrice de mélange appelée la matrice de Gain de dimension $(N_e \times N_s)$. Comme la matrice de Gain est rectangulaire elle n'est pas directement inversible et pose un *problème inverse* sous-déterminé car le nombre de sources est beaucoup plus grand que le nombre d'électrodes ($N_s \gg N_e$). Les méthodes de résolution de ce problème qui permettent l'extraction de certaines caractéristiques de puissance des signaux dans l'espace des sources seront présentées dans la partie 3.3. Cette section présente les principales étapes de pré-traitement des données anatomiques qui permettent de définir l'espace des sources pour calculer la matrice de Gain. La segmentation des IRM anatomiques a été réalisé avec le logiciel freesurfer [3] et le calcul de l'espace des sources et de la matrice de gain avec le logiciel MNE [4] [Gramfort et al., 2014].

3.2.1 Segmentation des IRM anatomiques

Cette étape de pré-traitement permet de construire un modèle 3D de la tête et du cerveau de chaque sujet à partir des IRM anatomiques fournies par des chercheurs avec qui les sujets avaient passé une expérience d'IRM fonctionnelle. Le logiciel Freesurfer dispose d'une chaine de segmentation automatique pour calculer ce modèle à partir des surfaces qui séparent les éléments constituant la tête du sujet, comme la peau, l'os du crâne, le liquide céphalo-rachidien (LCR) et le cerveau. Cette chaine de segmentation applique plusieurs algorithmes de traitement d'image sur les données IRM [Fischl et al., 2002], notamment pour l'extraction du tissu osseux [Ségonne et al., 2004], des surfaces corticales [Fischl et al., 1999, Dale et al., 1999] et la parcellisation du cortex [Desikan et al., 2006, Destrieux et al., 2010]. La figure 3.2 montre le résultat des étapes de cette chaine de traitement et les surfaces associées à la segmentation d'une IRM anatomique :

1. La surface extérieure de la peau (scalp),
2. La surface entre la peau et l'extérieur du crâne,
3. La surface entre l'intérieur du crâne et le LCR,
4. La surface entre le LCR et le cortex,

3. `http://surfer.nmr.mgh.harvard.edu/`
4. `http://www.martinos.org/mne/`

5. La surface entre la substance grise et blanche du cortex.

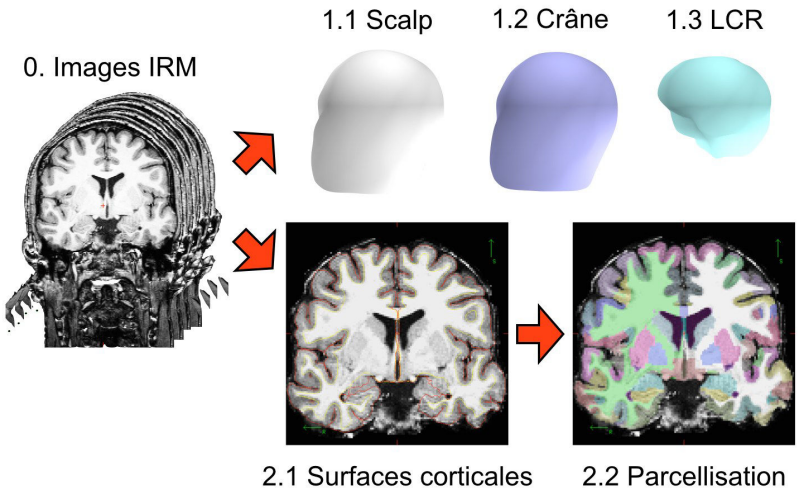

FIGURE 3.2 – Représentation de la chaine de segmentation et résultat de chaque étape pour un sujet. Etape 0) Normalisation et pré-traitements des images IRM. Etape 1) Segmentation du modèle de tête en 3 surfaces encapsulées : le scalp (1.1), le crâne (1.2) et le LCR (1.3). Etape 2) Segmentation de la substance blanche et grise (2.1), lissage et annotation des images en parcelles anatomiques (2.2).

En pré-traitement, un masque est appliqué au données pour isoler la tête du sujet (Etape 0, figure 3.2). La première étape de traitement extrait la boite crânienne pour construire le modèle de tête réaliste qui est composé de 3 surfaces emboitées (LCR, Crâne et Scalp, Etape 1 sur la figure 3.2). La résolution des surfaces est réduite à environs 10 000 points et 20 000 triangles pour optimiser les temps de calculs de la matrice de gain. La deuxième étape permet de construire la surface du cortex et l'interface entre la substance grise et blanche (Etape 2, figure 3.2). Leur géométrie est plus complexe et nécessite une résolution plus importante (300 000 points et 150 000 triangles par hémisphère). Par ailleurs, un lissage spatial a été appliqué pour améliorer le calcul de l'orientation des normales à chaque surface corticale qui pourra être utilisé pour définir l'espace des sources. A la fin de la chaine de segmentation, Freesurfer propose une parcellisation des surfaces corticales basée sur l'organisation des sillons [Desikan et al., 2006] et des gyrus [Destrieux et al., 2010] pour associer une annotation anatomique aux caractéristiques extraites dans l'espace des sources.

3.2.2 Annotation des données anatomiques

La méthode de parcellisation basée sur les sillons segmente le cortex en 34 régions (figure 3.3) anatomiquement valides et fiables. La méthode basée sur les sillons et les gyrus [Destrieux et al., 2010] donne une parcellisation plus détaillée en segmentant

le cortex en 74 régions. Habituellement, ces méthodes de parcellisation son utilisées pour étudier les caractéristiques morphométriques et fonctionnelles du cortex cérébral ainsi que dans des études cliniques suivre l'évolution d'une lésion pendant un traitement, par exemple. Dans le cadre de cette thèse, nous utiliserons cette parcellisation pour interpréter les résultats de l'analyse statistique et de l'apprentissage automatique de caractéristiques extraites dans l'espace des sources (chapitre 5). La résolution spatiale du signal enregistré par EEG étant assez limité, nous avons choisi d'utiliser la méthode de parcellisation basée sur les sillons pour simplifier l'interpretation des résultats.

3.2.3 Référentiel des données anatomiques

Les données IRM sont représentées dans Freesurfer par un système de coordonnées composé de 3 axes ayant une orientation RAS (en anglais Right-Anterior-Superior, voir figure 3.4). Avant d'enregistrer les signaux EEG dans l'expérience 2 (chapitre 5), nous avons numérisé les coordonnées des électrodes et 3 points de référence sur la tête des sujets (figure 3.4) pour ajuster ces coordonnées au référentiel des données d'IRM anatomique. Le logiciel MNE offre un outil de visualisation qui permet de générer une matrice de passage (3×3) entre ces deux référentiels de manière semi-automatique, en ajustant les électrodes à la surface du scalp par des opérations de translation, rotation et de mise à échelle. De plus, Freesurfer permet de transformer les coordonnées RAS vers d'autres systèmes de coordonnées, comme le référentiel MNI qui est utilisé dans MNE pour la réalisation d'études à travers un groupe de sujets.

3.2.4 Définition de l'espace des sources

L'espace des sources est définit par des dipôles de courant $s(r)$, ayant une orientation $r \in \mathbb{R}^3$, que l'on peut placer sur les points du maillage. Cependant, les maillages générés par Freesurfer ont une résolution trop élevée pour être directement utilisés comme espace des sources. Le logiciel MNE permet de placer les sources sur certains points du maillage avec une contrainte d'espacement et une profondeur pouvant être ajustée en mm. Par ailleurs, les dipôles qui représentent les sources peuvent être choisis avec une orientation libre ou contrainte par rapport à la surface corticale sur laquelle ils sont placés. En effet, on peut supposer que l'orientation des dipôles est normale à la surface corticale puisque l'activité post-synaptique mesurée en EEG provient principalement des neurones pyramidaux [Buzsáki et al., 2012]. Dans ce cas, il est préférable de lisser la surface corticale pour améliorer le calcul des normales. Néanmoins, cette étape de traitement induit une forte correlation dans l'orientation des sources adjacentes, comme les flèches mauves sur la figure 3.5 calculées sur un maillage haute résolution. Par conséquent, les espaces des sources utilisés pour cette

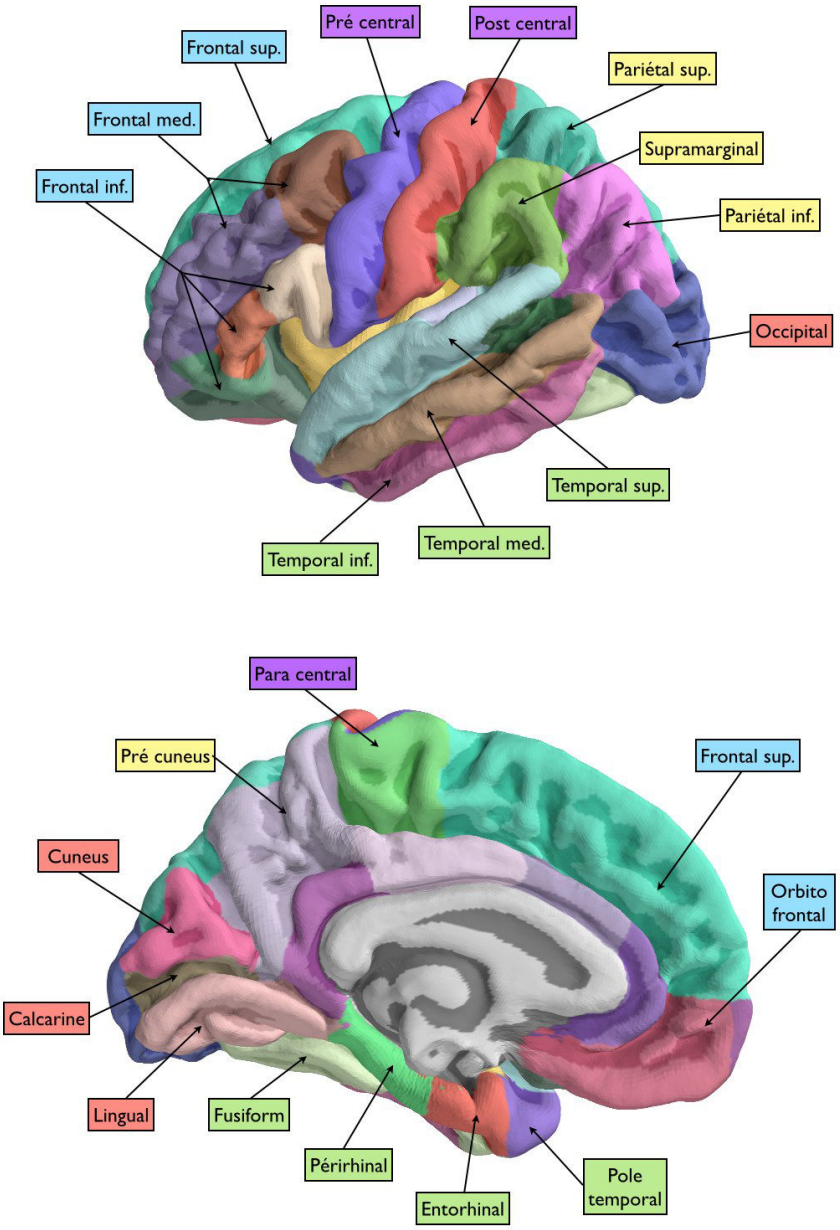

FIGURE 3.3 – Vue latérale (en haut) et médiale (en bas) de la parcellisation du cerveau MNI en plusieurs régions frontales (en bleu), centrales (en mauve), pariétales (en jaune), occipitales (en rouge) et temporales (en vert). Source : d'après [Desikan et al., 2006]

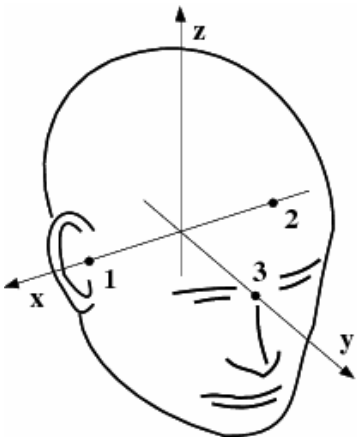

FIGURE 3.4 – Référentiel anatomique composé de 3 axes : l'axe x orienté vers la droite, l'axe y vers l'avant, et l'axe z vers le haut. Ces axes sont définis par rapport à des points anatomiques : le tragus droit (1), gauche (2) et le nasion (3). Source : `http://martinos.org/mne/stable/manual/forward.html`

thèse ont été créés à partir de la surface 5 lissée avec un espacement de 7 mm, soit entre 6000 et 7000 sources selon les sujets.

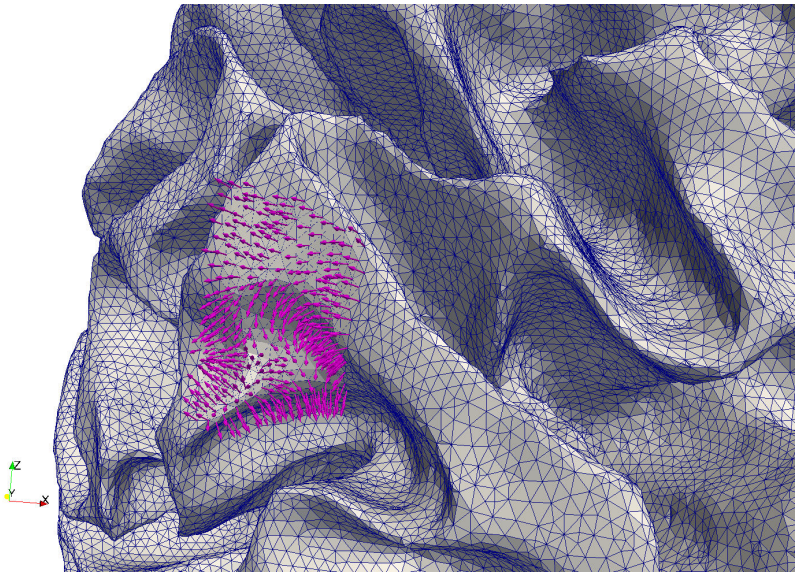

FIGURE 3.5 – Représentation de quelques sources ayant une orientation normale (flèches mauves) sur une surface corticale haute résolution (env. 150 000 sources).

3.2.5 Calcul de la matrice de gain

Après avoir construit le modèle anatomique et l'espace des sources d'un sujet, on peut assembler la matrice de Gain avec la méthode des éléments finis (en anglais Boundary Element Method, BEM) implémentée dans le logiciel MNE. Cette méthode permet de résoudre numériquement un système d'équations intégrales sur les frontières des surfaces, en supposant que la conductivité des tissus situés entre chaque surface est constante et homogène. Nous avons appliqué les valeurs de conductivités par défaut du logiciel MNE , soit 0,3 S/m pour le scalp et l'intérieur de la boite crânienne, et 0,006 S/m pour le crâne. Ces valeurs correspondent à une conductivité 50 fois plus forte pour l'os du crâne par rapport au tissu cérébral et au scalp. Pour accélérer le temps de calcul, la résolution de ces surfaces a été réduite à 5120 triangles car leur géométrie ne nécessite pas une forte résolution pour appliquer la méthode des éléments finis.

La matrice de Gain ainsi calculée représente la relation entre N_s sources placées sur une surface corticale et N_e électrodes recalées sur la tête du sujet. Ses dimensions sont $N_e \times N_s$ si l'orientation des sources est normale à la surface, ou $N_e \times 3N_s$ si l'orientation n'est pas contrainte dans l'espace des sources, ce qui conduit à 3 sources par point du maillage (une pour chaque orientation). Pour illustrer cette relation, la figure 3.6 montre la valeur absolue des coefficients de la matrice de Gain avec une orientation normale à la surface corticale, pour la ligne G_{62} qui correspond à l'électrode O2 .



FIGURE 3.6 – Valeur absolue des coefficients de G_{62} avec seuil de transparence à 95% sur la partie latérale (à gauche) et médiale (à droite) de la surface entre la substance grise et blanche de l'hémisphère droit du cortex.

3.3 Extraction des caractéristiques du signal

Cette étape est importante pour permettre à l'ICM d'apprendre des caractéristiques du signal qui contiennent de l'information sur l'orientation implicite et endogène de l'attention visuospatiale. Les caractéristiques extraites sont les valeurs

de puissance des signaux estimées dans une bande de fréquence, comme la bande alpha qui est habituellement étudiée dans la littérature sur l'attention visuospatiale. Néanmoins, on sait que la bande de fréquence permettant d'atteindre un décodage optimal n'est pas nécessairement comprise entre 8 et 14Hz [Fujisawa et al., 2008]. D'autre part, on sait que cette bande de fréquence peut aussi varier d'un sujet à l'autre [Klimesch et al., 1993, Klimesch, 1999]. Nous avons donc pris une approche de fouille de donné pour l'analyse des données enregistrées dans les deux expériences hors ligne (chapitres 4 et 5), en variant de manière systématique le début et la fin de la bande de fréquence sur un interval compris entre 5 et 35 Hz. Cette approche permet d'optimiser individuellement l'extraction des caractéristiques en cherchant la bande de fréquence contenant le plus d'information sur les essais où l'attention est orientée à gauche ou à droite. Pour l'instant, considérons les signaux EEG filtrés $X(f_1, f_2) \in \mathbb{R}^{N \times T}$ où f_1 et f_2 sont les fréquences de coupure du filtre passe bande, N le nombre d'électrodes et T le nombre d'échantillons de l'essai. Nous allons maintenant présenter les détails mathématiques des différentes méthodes appliquées dans cette thèse pour extraire les caractéristiques de puissance sur les signaux $X = X(f_1, f_2)$ dans le domaine des capteurs (sections 3.3.1 et 3.3.2) et celui des sources (sections 3.3.3 et 3.3.4).

3.3.1 Densité de courant des signaux

Estimer la densité de courant des signaux avant d'extraire les caractéristiques de puissance permet d'améliorer la résolution spatiale de l'EEG. Le laplacien de surface donne une première approximation des densités de courant du potentiel électrique à la surface du crâne du sujet [Hjorth, 1975, Srinivasan and Nunez, 1981]. Un montage laplacien utilise une référence locale en enlevant la valeur moyenne des signaux adjacents sur chaque électrode. Par exemple, l'électrode Cz située au sommet du crâne (figure 3.7) sera référencée par la formule : Cz = Cz - (C1 + CPz + C2 + FCz)/4. La toolbox Matlab CSD [5] [Kayser and Tenke, 2006] (Current Source Density, en anglais) propose une méthode plus avancée qui est basée sur un algorithme d'interpolation par spline sphériques [Perrin et al., 1989]. Pour calculer le laplacien, les coordonnées des électrodes sont ajustées sur une sphère selon une disposition standard (10-20, 10-10 ou 10-5). Ensuite, l'algorithme interpole le potentiel électrique mesuré par chaque électrode à la surface de la sphère pour estimer la densité de courant par le laplacien des splines sphériques (projetées en deux dimensions).

Soit x_i le potentiel électrique mesuré sur la i^{eme} électrode dont la projection sur la sphère est notée E_i. La valeur de la spline sphérique qui interpole le potentiel x_i

5. http ://psychophysiology.cpmc.columbia.edu/software/CSDtoolbox/index.html

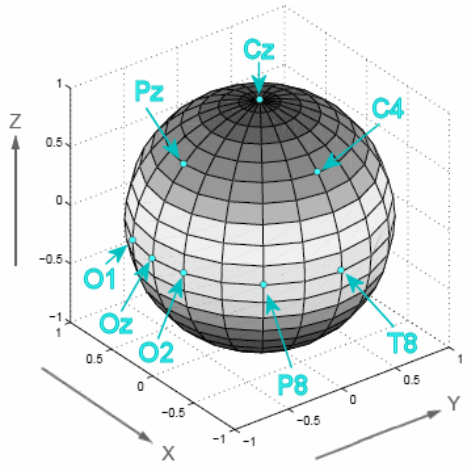

FIGURE 3.7 – Disposition des électrodes sur une sphère.

à E_i au point E de la sphère est donné par la formule :

$$U_{csd}(E) = c_0 + \sum_{i=1}^{N} c_i g(\cos(E, E_i)),$$

où les c_i sont solution de :

$$GC + Tc_0 = X,$$
$$T'C = 0,$$

avec $T' = (1, 1, ..., 1), C' = (c_1, c_2, ..., c_n), X' = (x_1, x_2, ..., x_n), G = (g_{i,j}) = g(\cos(E_i, E_j))$, et $\cos(E_i, E_j)$ qui représente le cosinus de l'angle entre la projection des électrodes i et j. La fonction g est définie en fonction des coordonnées des électrodes par la somme :

$$g(x) = \frac{1}{4\pi} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{2n+1}{n^m (n+1)^m} P_n(x),$$

où P_n est un polynôme de Legendre de degré n, et m une constante qui détermine la flexibilité de l'interpolation des splines. Comme le laplacien sphérique d'un polynôme de Legendre est un multiple du même polynôme ($\nabla P_n = -(2n+1)P_n$), on peut calculer la densité de courant des signaux par :

$$X_{csd}(E) = \sum_{i=1}^{N} c_i h(\cos(E, E_i)),$$

avec

$$h(x) = -\frac{1}{4\pi} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(2n+1)^2}{n^m (n+1)^m} P_n(x),$$

3.3.2 Common Spatial Patterns

L'algorithme CSP (en anglais, Common Spatial Patterns) est une méthode de décomposition supervisée de signaux filtrés dans une bande de fréquence. Cette méthode est souvent utilisée pour des expériences d'ICM basées sur l'imagination motrice [Blankertz et al., 2008], et a récemment été appliquée sur des données d'attention visuospatiale [Fujisawa et al., 2008]. Les filtres CSP sont calculés en optimisant la variance des signaux par un ensemble de combinaisons linéaires d'électrodes pour discriminer deux catégories d'essais, comme les essais où l'attention est orientée à gauche et à droite. Pour cela, on définit un ensemble de filtres spatiaux $W = \{w_j \in \mathbb{R}^C\}_{j=1,...,C}$ solution du problème de valeur propre généralisé :

$$\overline{\Sigma_1} W = \lambda \overline{\Sigma_2} W, \tag{3.1}$$

avec

$$\overline{\Sigma_1} = \sum_{i=1}^{N_1} \frac{\Sigma_{1,i}}{card(\Sigma_{1,i})} \text{ et } \overline{\Sigma_2} = \sum_{j=1}^{N_2} \frac{\Sigma_{2,j}}{card(\Sigma_{2,i})}.$$

où $\Sigma_{1,i}$ et $\Sigma_{2,j}$ sont les matrices de covariances des signaux pour l'essai i de la classe 1 et l'essai j de la classe 2, respectivement.

Empiriquement, la matrice de covariance des signaux peut s'estimer par $\hat{\Sigma} = X \cdot X^T$. Cependant, l'estimation empirique de Σ est sensible aux artefacts présents dans les signaux qui peuvent induire des modifications importantes au niveau des filtres. En particulier, si le conditionnement de $\hat{\Sigma}$ est trop élevé, la matrice peut devenir non inversible et l'équation 3.1 est impossible à résoudre. Pour rentre l'estimation des filtres plus stable, [Lotte and Guan, 2011] proposent de régulariser le calcul de $\hat{\Sigma}$. Pour cela, nous avons utilisé des fonctions de la toolbox sklearn développée en Python pour l'apprentissage de données [Pedregosa et al., 2011]. L'approche utilisée consiste à réduire le ratio entre la plus grande et la plus petite valeur propre de $\hat{\Sigma}$. Cette opération est équivalente à un estimateur au maximum de vraisemblance de Σ pénalisé par une norme L2 et s'implémente par la formule :

$$\Sigma = (1 - \alpha)\hat{\Sigma} + \alpha \frac{Card(\hat{\Sigma})}{C} I$$

où α est le paramètre de régularisation. La toolbox propose deux méthodes (OAS [6] [Chen et al., 2010] et LWS [7] [Ledoit and Wolf, 2004]) permettant d'estimer le paramètre α minimisant l'erreur des moindres carrés entre Σ et $\hat{\Sigma}$.

On peut résoudre l'équation 3.1 en calculant la diagonalisation conjointe des

6. sklearn.covariance.OAS
7. sklearn.covariance.LWS

matrices de covariance sous une contrainte d'unicité, soit le système suivant :

$$W^T\overline{\Sigma_1}W = D_1,$$
$$W^T\overline{\Sigma_2}W = D_2,$$
$$\text{avec } D_1 + D_2 = I.$$

En ordonnant les valeurs propres de D_1 par ordre croissant, on obtient :

$$D_1 = diag(\lambda_i)_{i\in 1..C},$$
$$D_2 = diag(1-\lambda_i)_{i\in 1..C},$$
$$\text{et } \lambda_1 \geq \lambda_i \geq \lambda_C.$$

Les signaux X_{csp} en sortie du filtre W sont finalement obtenus par une simple opération linéaire et les patterns P correspondant par l'inversion de la transposée des filtres :

$$X_{csp} = W^T X,$$
$$P = (W^T)^{-1}.$$

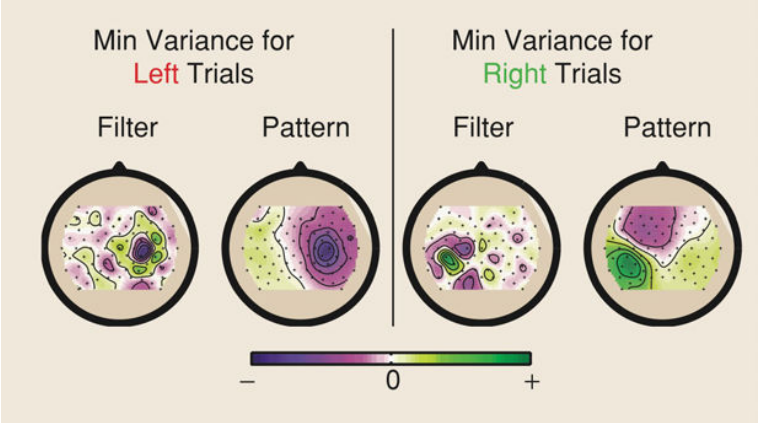

FIGURE 3.8 – Exemple d'un filtre (Filter) et d'un pattern (Pattern) correspondant à un mouvement de la main gauche et droite (Left et Right trials). Les patterns représentent la distribution topographique des sources passant à travers les filtres. Chaque filtre permet d'extraire le signal ayant une variance optimale pour discriminer les deux catégories de mouvements. Source : Blankertz et al. [2008]

Les patterns reflètent l'image des filtres CSP, c'est à dire la distribution topographique des sources que le filtre laisse passer (figure 3.8. Par conséquent, on peut interpréter de manière physiologique les patterns des filtres CSP [Blankertz et al., 2008], comme les patterns de la figure 3.8 dont la topographie reflète des variations de puissance au niveau des aires motrices impliquées dans chaque catégorie de mouvement. Néanmoins, le signe des coefficients ajustés pour construire les filtres (et les

patterns) n'a aucune pertinence puisqu'il n'influence pas la variance des signaux. Par ailleurs, l'ordre des valeurs propres implique que les premiers et les derniers filtres permettent d'extraire les caractéristiques les plus discriminantes puisqu'ils sont associés aux plus grandes et plus petites valeurs propres. Ainsi, la puissance moyenne du signal obtenu en sortie du filtre i est λ_i pour la classe 1 et $1 - \lambda_i$ pour la classe 2.

3.3.3 Beamformer

Les Beamformer sont des techniques de traitements de signaux développées à l'origine pour des réseaux de capteurs comme les radars ou les sonars. Contrairement au filtre CSP, ces méthodes ont un à priori sur l'emplacement spatial des sources déterminé à partir des données anatomiques par la matrice de gain $G = \{g_{i,j} \in \mathbb{R}^C\}_{i=1,\ldots,N_e;j=1,\ldots,N_s}$. Les filtres d'un beamformer sont ajustés en fonction de cette matrice qui associe la contribution de N_s sources sur les mesures x en fonction du temps par la relation :

$$x_i, i = 1, \ldots, N_e x_i(t) = \sum_{j=1,\ldots,N_s} g_i, j s_j(t) + n_i(t)$$

avec le bruit n supposé décorrelé des sources. Idéalement, on souhaite trouver le filtre w_{s_j} ne laissant passer que l'activité de la source s_j, soit :

$$\hat{s_j}(t) = w_j^T x(t)$$

sous les conditions :

$$\begin{cases} w_j^T g_j = 1, \\ w_j^T g_i = 0, \qquad \text{pour } i \neq j, \\ w_j^T n(t) = 0, \quad \forall t. \end{cases}$$

En pratique la condition $w_j^T g_i = 0$ ne peut pas être satisfaite pour toutes les sources sans avoir $w_j \neq 0$.

Pour résoudre ce problème, on peut trouver un filtre w_j optimal qui minimise la variance de l'estimation des sources sous la contrainte $w_j^T g_j = 1$, soit :

$$w_j = \arg\min_w card(w_j^T \Sigma w_j)$$

avec Σ la matrice de covariance des données. En supposant que les sources ne sont ni corrélées entre elles et ni avec le bruit, ce problème d'optimisation se résout avec la méthode des coefficients de Lagrange sous la forme :

$$w_j^T = \frac{\Sigma^{-1} g_j}{g_j^T \Sigma^{-1} g_j}$$

Mais comme l'hypothèse d'indépendance du signal et du bruit n'est en pratique jamais vérifiée, il est nécessaire de décorréler les données par une transformation appelée *whitening* en anglais. Cette transformation est calculée à partir de la matrice de covariance du bruit (estimée sur une ligne de base) et appliquée en pré-traitement sur les données dans MNE.

Nous avons testé deux méthodes de beamformer sur les données enregistrées dans nos expériences. La principale différence entre ces deux méthodes viens de la matrice de covariance (Σ) qui est soit calculée dans le domaine temporel (sur les signaux) pour la méthode LCVM [Veen et al., 1997] (en anglais Linearly Constrained Minimum Covariance), soit dans le domaine fréquentiel (sur la densité spectrale de puissance) pour la méthode DICS [Gross et al., 2001] (en anglais Dynamic Imaging of Coherent Sources). Ces deux méthodes permettent de calculer l'intensité de chaque source s_j à partir des signaux mesurés X et de l'ensemble de filtre spatiaux $W = \{w_j \in \mathbb{R}^C\}_{j=1,...,N_s}$ par une simple opération linéaire :

$$s_j(r) = w_j^T X$$

où r est l'orientation du dipôle qui modélise la source s_j. L'orientation des sources peut être fixée avec une contrainte ou laissé libre en positionnant 3 dipôles d'orientation (x,y,z) à chaque point de la surface. Dans ce cas, le nombre de sources à estimer est multiplié par 3 ce qui augmente la charge de calcul. Par ailleurs, on peut supposer que les sources qui contribuent le plus au signal enregistré par les électrodes ont une orientation normale à la surface corticale. Enfin, on peut aussi optimiser l'orientation des sources pour maximiser la puissance du signal en sortie du filtre [Sekihara et al., 2004].

3.3.4 Minimisation de norme

Les techniques de minimisation de norme permettent d'estimer l'intensité des sources disposées sur la surface corticale en fonction du signal enregistré au niveau des électrodes par minimisation de la somme des moindres carrés, soit :

$$\hat{S} = \arg\min_S \parallel X - GS \parallel_2^2 + \lambda \parallel S \parallel_2^2$$

avec λ un paramètre de régularisation et $\parallel S \parallel_2$ la norme L2 de S. Le terme de régularisation ajoute une contrainte au système pour trouver une solution unique car le nombre de sources est bien supérieur au nombre d'électrodes. La régularisation par une norme L2 (régularisation de Tikhonov) permet de calculer la solution à partir de la matrice de gain G par la formule :

$$\hat{S} = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T X.$$

Dans cette thèse, nous avons appliqué la méthode dSPM [Dale et al., 2000] (dynamical Statistical Parametric Mapping) qui normalise la solution $\hat{S}$ par les valeurs singulières de la matrice de gain G.

Par ailleurs, le choix du paramètre λ est très important pour ajuster le compromis entre l'attache aux données et la régularisation. Il existe plusieurs méthodes permettant de trouver le paramètre optimal, en particulier la validation croisée généralisée qui est implémentée dans la toolbox sklearn [8] en Python. Cette méthode revient à trouver le paramètre λ qui permet d'estimer le signal d'une source à partir de $N-1$ sources en minimisant l'erreur de moindres carrés entre le signal réel et le signal estimé, en moyenne pour N sources. En utilisant la formule de Tikhonov (3.3.4), cette estimation peut se calculer rapidement sur une gamme de paramètres relativement large.

3.4 Décodage des caractéristiques

Cette section présente la chaine de traitement d'apprentissage automatique (en anglais machine learning) appliquée sur les caractéristiques de puissance extraites pour chaque essai. La chaine de traitement est constituée de plusieurs étapes que sont l'apprentissage, la sélection et la classification des caractéristiques. On rappel que les étapes d'apprentissage et de selection doivent être appliquées sur des données différentes de l'étape de classification pour évaluer la capacité du décodage de caractéristiques extraites sur de nouvelles observations.

3.4.1 Classification par apprentissage supervisé

Un algorithme de classification par apprentissage supervisé est un modèle catégoriel capable d'ajuster automatiquement un hyperplan séparateur de l'espace des caractéristiques. Ce modèle est ajusté à partir d'un ensemble d'apprentissage contenant des caractéristiques et leurs catégories respectives. La catégorie de caractéristiques extraites sur un ensemble de test est ensuite estimée en fonction du modèle ajusté sur l'ensemble d'apprentissage. L'algorithme utilisé dans cette thèse est une machine à vecteurs de support (en anglais Support Vector Machine, SVM) linéaire. Une récente revue [Lotte et al., 2007] a classé le SVM parmi les algorithmes de classification les plus performants par rapport à l'état de l'art de la littérature sur les ICM. Cet algorithme de classification est particulièrement bien adapté aux données EEG grâce à sa tolérance au bruit et aux espaces de caractéristiques de grandes dimensions. Le SVM permet de résoudre un problème d'optimisation pour ajuster l'hyperplan optimal séparant les deux catégories de caractéristiques (figure 3.9). La solution est optimale car elle permet de discriminer les caractéristiques en maximisant les marges, c'est à dire la distance entre l'hyperplan et les plus proches caractéristiques appelées vecteurs de support (w) (en anglais support vector). Nous avons utilisé une version régularisée du SVM implémentée dans la toolbox LIBLI-

8. http ://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.RidgeCV.html

NEAR [9] [Fan et al., 2008] qui a été interfacé avec la toolbox sklearn en Python. Soit l'ensemble d'apprentissage $X_{app} = \{x_i \in \mathbb{R}^N\}_{i=1,...,l}$ et les classes associées

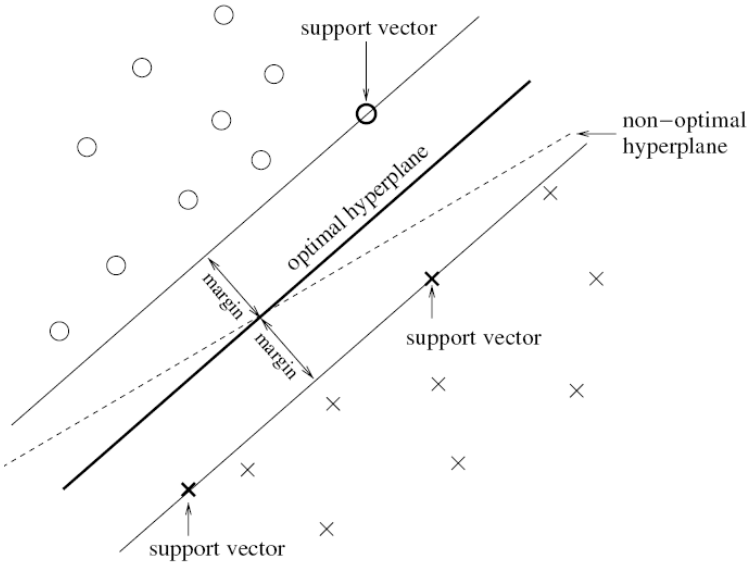

FIGURE 3.9 – Représentation d'un SVM linéaire : Hyperplan séparateur optimal (ligne en gras, optimal hyperplane) et non optimal (ligne pointillé, non-optimal hyperplane) qui séparent deux catégories de caractéristiques représentées par des ronds et des croix. Les vecteurs de support (support vector) correspondent aux caractéristiques les plus proches de l'hyperplan qui sont situées à une distance égale à la largeur des marges (margin). Source Lotte et al. [2007].

$Y_{app} = \{y_i \in -1, +1\}_{i=1,...,l}$. Les vecteurs w sont ajustés en résolvant le problème d'optimisation suivant avec une fonction de coût $\zeta(w; x_i, y_i)$:

$$\text{ajuster}(x, y) = \min_w \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^{l} \zeta(w; x_i, y_i) \tag{3.2}$$

avec $C > 0$ le paramètre de régularisation. La fonction de coût *hinge loss* correspondant à une régularisation L2 est $max(1 - y_i \hat{y}_i, 0)^2$, où $\hat{y}_i = w^T x_i$ est la classe des caractéristiques en sortie du SVM. Pour la phase de test, l'essai x est simplement associé à la classe positive si $w^T x > 0$, ou sinon à la classe négative. Étant donné un ensemble de test $X_{test} = \{\chi_i \in \mathbb{R}^N\}_{i=1,...,k}$ et les classes associées $Y_{test} = \{\psi_i \in -1, +1\}_{i=1,...,l}$. On peut estimer le paramètre de régularisation optimal en répétant 3.2 sur une gamme de valeur pour minimiser la fonction de coût ou en maximiser un critère de performance du SVM sur la classification de X_{test}.

9. http ://www.csie.ntu.edu.tw/∼cjlin/liblinear/

3.4.2 Sélection des caractéristiques

Même si le SVM est tolérant aux caractéristiques de grande dimension, le volume de données augmente de manière exponentielle en ajoutant des dimensions supplémentaires dans l'espaces des caractéristiques extraites. En modélisation, le problème avec les espaces de grande dimension est appelé le fléau de la dimension (en anglais, the curse of dimensionality) qui peut limiter la capacité de généralisation d'un modèle. La figure 3.10 présente un exemple sur plusieurs polynômes de degré différents dont les coefficients ont été ajustés sur un ensemble d'apprentissage (croix noires) pour évaluer leurs capacité à prédire les données d'un ensemble de test (points rouges). Cette illustration montre que les polynômes de degré élevés ne sont

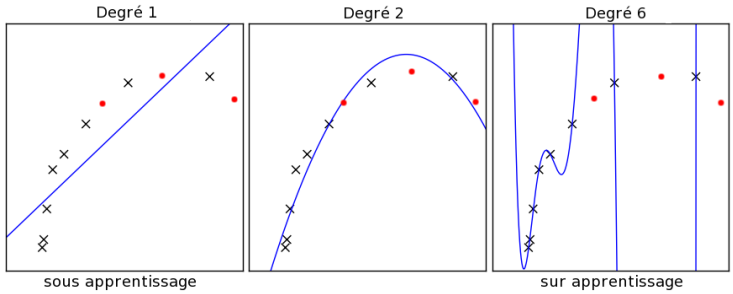

FIGURE 3.10 – Exemples de sous apprentissage et de sur apprentissage.

pas forcément ceux qui prédisent le mieux l'ensemble de test. Par conséquent, il est nécessaire de vérifier s'il existe un espace de dimension inférieure permettant d'obtenir une performance de classification optimale sur de nouvelles caractéristiques. Pour sélectionner les caractéristiques, nous avons appliqué deux approches différentes :

— L'approche *univariée* consiste à sélectionner des caractéristiques indépendamment les unes des autres pour s'intéresser à leurs distributions, notamment aux distributions discriminantes. Cette approche a été appliquée en calculant les valeurs d'un test de Fisher avec la fonction f_classif implémentée dans la toolbox sklearn [10]. Le SVM est ensuite itérativement ajusté et testé avec des caractéristiques ordonnées par les valeurs décroissantes du test de Fisher.

— L'approche *multivariée* consiste à sélectionner des groupes de caractéristiques pour s'intéresser à la distribution conjointe du groupe, par opposition à l'approche univariée. Cette approche a été appliquée par une procédure d'élimination récursive de caractéristiques avec la fonction RFE implémentée dans la toolbox sklearn [11]. Cette approche a été conçue pour optimiser le SVM sur des séquences de gènes pour l'analyse de données en bioinformatique [Guyon,

10. http ://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_selection.f_classif.html
11. http ://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_selection.RFE.html

2002]. Les ICM qui utilisent un SVM [Lal et al., 2004, Tam et al., 2011, Feess et al., 2013] appliquent cette procédure pour sélectionner des électrodes EEG.

Nous avons appliqué et comparé le résultat de ces deux approches en sélectionnant les caractéristiques une par une, ou par groupe de s caractéristiques pour réduire les temps de calcul dans les espaces de grande dimension comme celui des sources.

3.4.3 Validation croisée des résultats

Les méthodes de validation croisée permettent d'évaluer la capacité de généralisation du SVM sur tout l'ensemble de données, en répétant plusieurs fois les étapes d'apprentissage et de test sur des ensembles d'essais disjoints. La méthode des *k-fold* est la plus utilisée pour définir les ensembles utilisés pour l'apprentissage et le test. Typiquement, l'ensemble d'essais est divisé en k sous ensembles disjoints de taille similaire, $k-1$ sous ensembles sont utilisés pour sélectionner les caractéristiques, ajuster le SVM et ses paramètres, et le sous ensemble restant est utilisé pour tester le SVM avec les caractéristiques et les paramètres correspondants. En supposant que chaque sous ensemble est représentatif de l'ensemble d'essais entier, la performance moyenne à travers les k sous ensembles donne une bonne approximation de la capacité de généralisation du SVM. La valeur de k est généralement comprise entre 3 et 10, selon la proportion d'essais souhaitée pour l'apprentissage, la sélection et le test des caractéristiques. Cependant, plus la valeur de k augmente, plus la quantité d'essais utilisée pour tester le SVM est petite. Par ailleurs, la validation croisée permet aussi d'estimer le nombre de caractéristiques $n_{optimal} \in \mathbb{N}$ et le paramètre de régularisation du SVM $C_{optimal} > 0 \in \mathbb{R}$ qui minimisent la fonction de coût du SVM. Pour cela, il faut répéter les algorithmes de selection présentés dans la section précédente sur une gamme de N_{param} paramètres de régularisation $C = \{c_i \in \mathbb{R}\}_{i=1...N_{param}}$ et calculer $\arg\min_i(\overline{\text{coût}})$, où $\overline{\text{coût}}$ est la moyenne de la fonction de coût à travers les k itérations de validation croisée. L'algorithme d'élimination récursive de caractéristiques est implémenté en validation croisée dans la toolbox sklearn [12].

3.4.4 Optimisation des bandes de fréquences

L'ensemble des traitements présentés jusqu'à maintenant peuvent s'appliquer sur des caractéristiques extraites dans une bande de fréquence notée (f_1, f_2). Cette section présente un algorithme pour optimiser la bande de fréquence en répétant la validation croisée des résultats pour une gamme de fréquence allant de 5 à 35Hz. L'approche utilisée suppose que l'information sur le processus cognitif est à priori contenu dans une bande de fréquence donnée par l'état de l'art dans la littérature.

12. http ://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_selection.RFECV.html)

Cet a priori n'est valable qu'en moyenne sur une population de sujets, mais en pratique la bande optimale peut varier d'un sujet à l'autre, en fonction de leur état cognitif et de leur stratégie pendant l'expérience. En répétant la chaine de traitement pour toutes les fréquences allant de f_{debut} à f_{fin} Hz par pas de f_{pas} Hz, il est alors possible de calculer une matrice de décodage symétrique réelle définie positive $M = \{M_{f_1,f_2} \in \mathbb{R}^{N_{freq} \times N_{freq}}\}$ pour chaque sujet. Le résultat devrait permettre de retrouver la bande de fréquence issue de l'hypothèse de départ, en calculant la moyenne des bandes de fréquences optimales à travers les sujets. La complexité d'une telle opération peut sembler énorme puisqu'il faudra exécuter $N_{freq}^2/2$ fois l'algorithme de validation croisée pour chaque sujet. Néanmoins, les grilles de calcul scientifique haute performance d'aujourd'hui permettent de lancer les analyses de décodages en parallèle à travers l'ensemble des bandes de fréquences. Par conséquent, nous avons utilisé la grille de calcul de l'INT [13] comprenant plus de 8×24 processeurs pour exécuter l'algorithme 1 qui calcule les matrices de décodages présentées dans les chapitres 4 et 5.

Algorithme 1 Calcul de la matrice de décodage sur une gamme de fréquence.

Pré-condition : $0 \leq f_{debut} \leq f_{fin} + f_{pas}$
Pré-condition : $M \in \mathbb{R}^{N_{freq} \times N_{freq}}$

$f_1 \leftarrow f_{debut}$
$f_2 \leftarrow f_{debut} + f_{pas}$
pour $f_1 \leq f_{fin}$ **faire**
  pour $f_2 \leq f_{fin} - f_{pas}$ **faire**
    $M_{f_1,f_2} \leftarrow validation_croise$
    $f_2 \leftarrow f_2 + f_{pas}$
  fin pour
  $f_1 \leftarrow f_1 + f_{pas}$
fin pour
retourner M

3.4.5 Évaluation des performances

Dans un contexte de classification pour 2 classes avec N essais répartis de manière homogène dans chaque classe, la matrice de confusion permet d'évaluer la performance de classification en comparant la classe des caractéristiques en sortie du SVM $\hat{y}$ par rapport à leur classe réelle y. Le taux de classification (σ) est défini par la formule :

$$\sigma(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} 1(\hat{y}_i = y_i) \tag{3.3}$$

13. https ://frioul.int.univ-amu.fr

où la fonction $1(y_1 = y_2)$ est égale à 1 si $y_1 = y_2$, sinon 0. En prenant l'exemple présenté sur le tableau 3.1, le taux de classification des résultats est $\frac{34+38}{34+4+2+38} = 92,31\%$.

	$\hat{y}_1$	$\hat{y}_2$
y_1	34	4
y_2	2	38

TABLE 3.1 – Exemple d'une matrice de confusion.

Dans un autre contexte de classification où la répartition des classes sur l'ensemble d'essais n'est pas homogène, le taux de classification n'est pas adapté pour évaluer la pertinence de la classification. Pour évaluer le résultat d'une recherche d'information sur internet ou dans un ensemble de documents par exemple, les critères de rappel et de précision utilisent des mesures du taux de vrais positifs (v_p), du taux de vrais négatifs (v_n), du taux de faux positifs (f_p) et du taux de faux négatif (f_n). Les faux positifs et négatifs sont aussi appelés en statistique des erreurs de type I et II, respectivement. Le tableau 3.2 montre comment ces mesures ont été utilisées pour évaluer la pertinence des avertissements associés à la détection d'un événement.

	Avertissement observé	
Avertissement attendu	v_p (présence correcte)	f_p (non attendu)
	f_n (manquant)	v_n (absence correcte)

TABLE 3.2 – Evaluation du taux d'avertissement attendu et observé.

En utilisant ces métriques on peut définir :

— le rappel (en anglais, recall) par le nombre d'avertissements correctement déclenchés divisé par le nombre d'avertissements qu'il aurait fallu déclencher, soit :

$$\text{rappel} = \frac{v_p}{v_p + f_n}$$

— la précision (en anglais, precision) est définie par le nombre d'avertissements correctement déclenchés divisé par le nombre d'avertissements déclenchés total, soit :

$$\text{précision} = \frac{v_p}{v_p + f_p}$$

— le critère F_1 combinant la précision et le rappel avec une pondération égale, soit :

$$F_1 = \frac{2 \times (\text{précision} \times \text{rappel})}{(\text{précision} + \text{rappel})}$$

3.5 Cartographie statistique

La cartographie statistique permet d'étudier la distribution spatiale, temporelle et fréquentielle des variations de puissance impliquées dans la tâche (ERD/ERS). Ces variations de puissance se calculent pour chaque fréquence, en comparant la puissance à un instant donné par rapport à la puissance moyenne calculée sur une ligne de base [Pfurtscheller and Lopes da Silva, 1999] située avant l'apparition de l'indice dans les tâches de pré-indiçage [Rihs et al., 2007, Yamagishi et al., 2008]. Ainsi on peut quantifier de manière statistique, les changements d'activité évoqué ou induite par un événement spécifique à la tâche, comme l'indice ou la cible dans les tâches de pré-indiçage. La cartographie statistique est une analyse massivement univariée qui s'applique aux caractéristiques de puissance extraites par les méthodes présentées dans la section 3.3, en complément des méthodes de décodage présentées en section 3.4 qui permettent l'analyse multivariée de la distribution conjointe des caractéristiques de puissance extraites au niveau individuel. Les cartes statistiques peuvent s'obtenir en calculant un test statistique (Student, Fisher, etc..) soit au niveau des électrodes, pour analyser la dynamique temps-fréquence de la puissance des signaux enregistrés sur chaque électrode indépendamment, soit au niveau des sources, pour analyser la dynamique spatio-temporelle de la puissance des signaux contenus dans une bande de fréquence spécifique (alpha, beta etc...). Par ailleurs, cette analyse statistique est conduite à la fois au niveau du groupe de sujets, c'est à dire sur les signaux calculés en moyenne pour chaque sujet, et au niveau individuel, c'est à dire sur les signaux calculés pour chaque essai. En général, les méthodes de cartographie statistique paramétrique ou non (en anglais Statistical Parametric Mapping, SPM), sont appliquées dans les études de neuroimagerie fonctionnelle [Smith and Nichols, 2009, Nichols, 2012, Maris and Oostenveld, 2007, Maris, 2012], en particulier sur l'attention spatiale auditive [Larson and Lee, 2013, 2014]. Cependant, les méthodes paramétriques souffrent d'un problème de comparaisons multiples (voir section 3.5.2), notamment parce que le nombre de test est énorme pour réaliser une cartographie complète des caractéristiques dans le temps, les fréquences et l'espace des sources. Par conséquent, nous avons appliqué des méthodes non-paramétriques (voir section 3.5.3 et 3.5.4) permettant de résoudre ce problème.

3.5.1 Méthode de calcul des ERD/ERS

Pour un signal filtré dans une bande de fréquence, on considère les ERD/ERS comme des diminutions/augmentations de puissance significatives par rapport à une

ligne de base [Pfurtscheller and Lopes da Silva, 1999]. Les ERD/ERS sont calculés sur des cartes temps-fréquence des signaux extraits au niveau des électrodes (sections 3.3.1 et 3.3.2), et sur l'évolution temporelle de la puissance du signal extrait au niveau des sources (sections 3.3.4 et 3.3.3).

Au niveau des électrodes, les cartes temps-fréquence sont calculées par une transformée en ondelette continue, sur une gamme de fréquence allant de 5 à 35 Hz. Le signal enregistré par chaque électrode EEG est convolué avec 60 ondelettes de Morlet sur une gamme de fréquence allant de 5 à 35 Hz, par pas de 0,5 Hz. La résolution temporelle (et fréquentielle) des ondelettes est fixé à 0,5 secondes (et 2 Hz) en adaptant le nombre de cycles à la fréquence de chaque ondelette. Au niveau des sources, l'analyse temps-fréquence n'est pas applicable sur les signaux extrait pour chaque essai en particulier quand l'espace des caractéristiques est de grande dimension (voir section 3.5.2). Par conséquent, nous avons calculé l'évolution temporelle de la puissance [Salmelin and Hari, 1994] par le carré du signal filtré dans une bande de fréquence [Vazquez Marrufo et al., 2001, Thut et al., 2006, Worden et al., 2000]. L'évolution temporelle de la puissance est ensuite lissée par un produit de convolution avec une fonction gaussienne de même largeur que la fonction en ondelette correspondant au milieu de la bande. Que ce soit au niveau des électrodes ou au niveau des sources, les ERD/ERS sont calculées à un instant t et à une fréquence f par rapport à la ligne de base t_0 avec le ratio suivant :

$$ERD/ERS(t,f) = log_{10}(\frac{\Phi(t,f)^2}{\Phi(t_0,f)^2})$$

avec pour chaque essai/sujet, $\Phi(t_0,f)^2$, la puissance moyenne calculée sur la ligne de base et $\Phi(t,f)^2$ la puissance du signal à l'instant t et à la fréquence f. La formule en log ratio permet de normaliser la distribution en 1/f du spectre de puissance avant d'analyser les ERD/ERS [Hu et al., 2014, Rihs et al., 2007] sur des cartes statistiques simplement calculées par un test de student (t_{test}) à un échantillon :

$$t_{test} = \frac{\overline{\phi} - \phi_0}{/\sqrt{n}}$$

avec $\overline{\phi} = 20 \times log_{10}(\Phi(t,f))$ et $\phi_0 = 20 \times log_{10}(\Phi(t_0,f))$ la valeur moyenne des ERD/ERS et s leur écart type calculé pour n essais/sujets.

3.5.2 Problème des comparaisons multiples

La cartographie statistique nécessite de calculer un test statistique pour chaque pixel d'une carte temps-fréquence ou chaque source sur une surface corticale. La significativité de chaque test sera ensuite évaluée par une probabilité p calculée par la fonction de densité de probabilité sur une distribution de valeurs dépendant du nombre d'essais/sujets testés. Cette distribution correspond à l'hypothèse nulle qui

dans le cas d'un test à 1 échantillon sur les ERD/ERS correspond à l'hypothèse : *il n'y a pas de variation de puissance*. L'hypothèse nulle peut être rejetée avec un niveau de confiance associé à la valeur de p, de manière significative, en fixant un seuil inférieur à $\alpha = 0,05$. Ce choix implique néanmoins un risque inférieur à 5 % de rejeter l'hypothèse nulle alors qu'elle est vraie (erreur de type I). Cependant, en répétant k fois ce test d'hypothèse, on augmente le risque global d'erreur de type I avec une probabilité $1 - (1 - \alpha)^k$. Pour analyser des cartes temps-fréquences calculées pour chaque fréquence entre 5 et 35 Hz avec une résolution de 0,5 Hz, sur une durée d'une demi seconde à 512 Hz, on doit répéter le test $60 \times 768 = 46080$ fois. De même dans l'espace des sources, avec 7000 sources le nombre de répétition du test peut rapidement exploser en fonction de la résolution en temps et en fréquence des données. Par conséquent, il est nécessaire de corriger la valeur du seuil α en prenant en compte le nombre de total de tests. La méthode de correction la plus connue est celle de Bonferroni qui s'applique pour des tests réalisés sur des variables indépendantes. Mais cette méthode ne s'applique pas sur des cartes temps-fréquence ou des sources dont les variables adjacentes (pixels ou voxels) présentent une forte corrélation. Néanmoins, des méthodes permettent de prendre en compte ce problème de correlation dans les données d'imagerie cérébrale [Smith and Nichols, 2009, Nichols, 2012, Maris and Oostenveld, 2007, Maris, 2012, Mensen and Khatami, 2013]. Ces méthodes sont aujourd'hui disponibles dans plusieurs logiciels de neuroimagerie comme SPM [14], FSL [15] et la toolbox python MNE qui implémente les tests de permutation utilisées pendant cette thèse.

3.5.3 Tests de permutation par seuillage

Les tests de permutation sont des tests statistiques non-paramétriques permettant de contrôler le taux d'erreur de type I [Genovese et al., 2002, Nichols and Hayasaka, 2003, Maris, 2012]. La distribution correspondant à l'hypothèse nulle est directement obtenue à partir des données en répétant le calcul du test à travers plusieurs tirages aléatoires sur les données, pour chaque pixel d'une carte temps-fréquence par exemple. De manière générale, les tests de permutation s'appliquent selon les étapes suivantes :

1. Regrouper les essais de deux conditions expérimentales dans un seul ensemble.
2. Construire deux partitions des données en tirant aléatoirement dans cet ensemble, autant d'essais qu'il y en avait dans la première condition pour la partition 1 et prendre les essais restant pour la partition 2.
3. Calculer le test statistique entre ces deux partitions.

14. http ://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/software/spm8/
15. http ://fsl.fmrib.ox.ac.uk/fsl/fslwiki/

4. Répéter les étapes 2 et 3 un grand nombre de fois pour construire un histogramme des valeurs du test.
5. Calculer la proportion des partitions aléatoires dont le test donne une valeur supérieur à celle obtenue avec la partition basée sur les deux conditions expérimentales.
6. Si cette proportion qui représente la valeur de p est inférieur au seuil α, alors on peut conclure que les données dans les deux conditions expérimentales sont significativement différentes.

La sensibilité des tests de permutation peut s'améliorer en regroupant les variables (pixels, voxels) dépassant un seuil ajusté sur les valeurs du test [Maris and Oostenveld, 2007, Smith and Nichols, 2009, Mensen and Khatami, 2013]. Les tests de permutation par seuillage permet de réaliser les étapes décrites précédemment, en se basant sur la somme des valeurs du test calculées pour des groupes de variables (en anglais, cluster mass), plutôt que les variables individuelles. La figure 3.11 montre les différentes étapes de traitement appliquées sur un test de permutation par seuillage. Les valeurs dépassant le seuil sont regroupées en fonction d'une contrainte de connectivité spatiale associée aux cartes statistiques. Les pixels adjacents sont regroupé sur les cartes statistiques calculées dans le domaine temps-fréquence (figure 3.11, A). Dans l'espace des sources, les voxels étant à une distance inférieure à 5 mm sont regroupés sur les cartes statistiques calculées à un instant donné, et les voxels calculés dans le domaine spatio-temporel sont regroupés pour les échantillons temporels adjacents. Cette procédure de seuillage est répétée sur les cartes statistiques calculées à partir des permutation (3.11, B). Pour chaque permutation, on sélectionne le groupe dépassant le seuil composé du plus grand nombre de variables pour construire la distribution de l'hypothèse nulle à partir de la somme des valeurs du test calculé pour chaque groupe sélectionné (figure 3.11, C). La signification statistique des groupes dépassant le seuil est finalement calculée par la proportion de permutation (p) ayant une somme de valeurs supérieures (ligne rouge sur la figure 3.11, C) ou (ligne bleue sur la figure 3.11, C) inférieures à la somme des groupes non permutés.

3.5.4 Méthode de seuillage améliorée

Dans la thèse, nous avons appliqué une méthode de permutation par seuillage amélioré qui a récemment été utilisée en imagerie M/EEG [Mensen and Khatami, 2013, Larson and Lee, 2013], appelée en anglais Threshold Free Cluster Enhancement (TFCE). Le seuil peu être défini de manière arbitraire ou en fonction de la distribution des valeurs du test théorique calculé en fonction du nombre d'échantillons testés. Cependant, son choix a un impact sur les résultats et pose un problème dans les études de neuroimagerie [Smith and Nichols, 2009]. En effet, un seuil faible a tendance à mieux faire ressortir un effet de grande étendue et de faible amplitude,

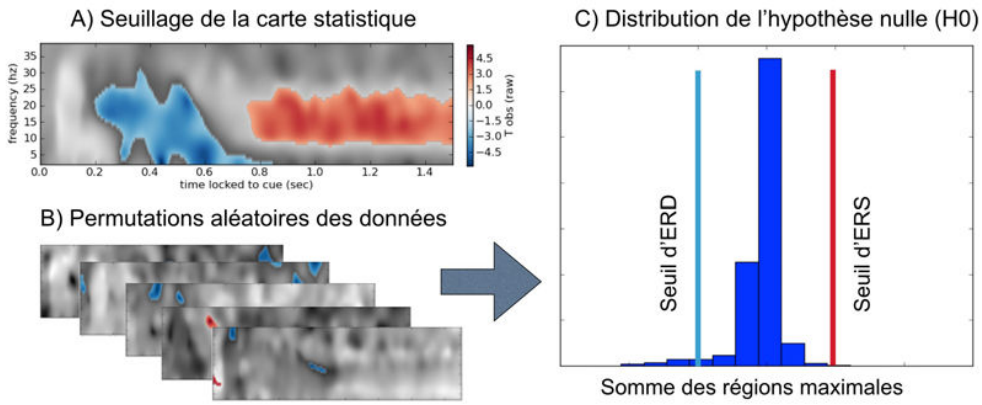

FIGURE 3.11 – Etapes de traitement pour réaliser un test de permutation par seuillage : (A) Extraire les régions ayant une valeur inférieures à la valeur négative du seuil (en bleu) ou supérieures à la valeur positive du seuil (en rouge), (B) Calculer les cartes statistiques sur les permutations de données, (C) Construire la distribution correspondant à l'hypothèse nulle (H0) pour évaluer la probabilité que les régions extraites en (A) soient significatives par rapport à la somme des valeurs dans chaque région (barres verticales bleu et rouge).

alors qu'un seuil élevé a plutôt tendance à favoriser les effets intervenant brusquement avec une forte amplitude [Friston et al., 1996]. Par conséquent, les effets dus au bruit de mesure ou aux artefacts dans le signal peuvent aussi ressortir avec la méthode de seuillage classique. Pour éviter ce problème, la méthode de seuillage améliorée intègre la somme des valeurs du test correspondant à un ensemble de seuils appliqués de manière incrémentale sur les cartes statistiques. La figure 3.12 illustre le fonctionnement de cette méthode sur le signal correspondant à 1 voxel (p), comme le décours temporel de la puissance du signal extrait pour une source donnée.

Le signal brut contient 3 effets notables : un effet focal de forte amplitude, un effet bien plus étendu de faible amplitude et une paire d'effets qui se recouvrent avec une étendue et une amplitude intermédiaire. Il est important de noter que le signal traité conserve la position et l'amplitude relative des maxima locaux pour chaque effet (figure 3.12, à droite). La valeur du test amélioré se calcule à partir de la somme des valeurs seuillées de manière incrémentale, dont l'une des régions est montrée en gris foncé sur la figure 3.12 (à gauche). La valeur de chaque région située sous la valeur de p (gris clair) est calculée en fonction de sa hauteur (h) et de son étendue (e). Plus précisément, l'algorithme calcule la valeur du test amélioré par la somme des valeurs de toutes les régions situées en dessous d'un seuil (h) qui est ajusté de manière incrémentale, de 0 à la hauteur maximale (h_p) du test calculée pour un point p. Le seuil est ajusté à la hauteur h pour extraire les groupes de

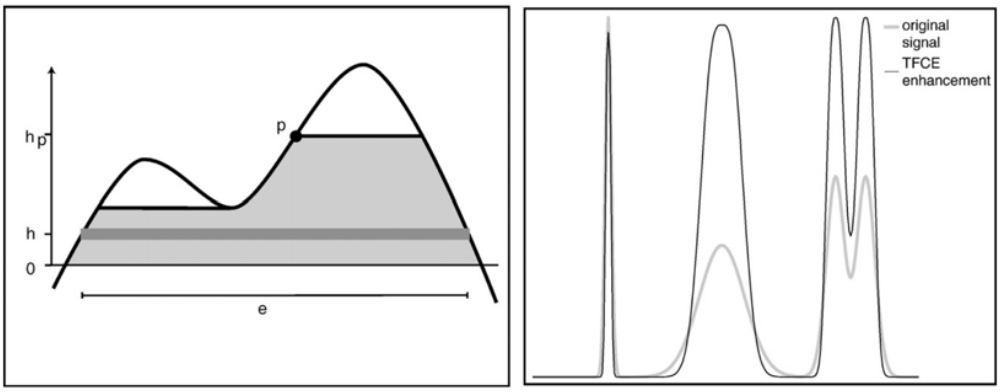

FIGURE 3.12 – Illustration du test de permutation par seuillage amélioré (Source : Smith and Nichols [2009]). A gauche : La valeur du test TFCE sur un voxel p. A droite : Exemple d'un signal brut (original signal) et du même signal traité par la méthode (TFCE enhancement).

valeurs contenant p qui sont utilisées pour calculer la valeur du test amélioré au point p. Pour chaque point p, la valeur du test amélioré est simplement calculée par la somme des hauteurs ajustées h multipliée par l'étendue du groupe auquel il appartient e :

$$TFCE(p) = \int_{h=h_0}^{h_p} e(h)^E \times h^H dh \tag{3.4}$$

avec les paramètres H et E permettant de favoriser la hauteur et l'étendue des effets, respectivement, et dh le pas incrémental appliqué sur les seuils h. Dans les analyses réalisées pendant la thèse, nous avons choisi dh=0,5 pour réduire le temps de calcul, H=0,5 et E=2 qui sont les valeurs par défaut des paramètres recommandé par [Smith and Nichols, 2009].

Deuxième partie

Expériences sur l'attention visuospatiale

Problématique générale

Cette partie présente 3 expériences réalisées chez le sujet sain pour étudier l'orientation de l'attention visuospatiale et son influence sur la perception d'une cible visuelle. Nous nous intéressons à une situation spécifique dans laquelle le sujet regarde un emplacement central et oriente son attention de manière implicite vers un emplacement périphérique, pour anticiper la cible avant de réagir à son affichage. Nous explorons différentes approches de décodage pour détecter l'emplacement de l'attention à partir de certaines caractéristiques de l'activité cérébrale. In-fine, nous visons l'implémentation d'une approche de décodage dans une ICM basée sur l'orientation de l'attention visuospatiale pour améliorer la rapidité et la précision des réactions du sujet. L'objectif est de se rapprocher d'une situation réelle, comme le pilotage d'un appareil, qui implique de suivre une trajectoire tout en traitant le plus précisément possible un ensemble d'informations (que nous qualifions ici de *cibles*) provenant de l'environnement interne (écrans de contrôle, co-pilotes) ou externe de l'appareil (obstacles, relief, climat ou autres appareils). L'axe du regard peut être maintenu sur la trajectoire de l'appareil alors que l'attention s'oriente implicitement vers différents emplacements de l'environnement dans lesquels les cibles peuvent apparaitre. Dans ce type de situation, la problématique est d'étudier comment détecter les emplacements successifs de l'espace vers lesquels l'attention est orientée et utiliser cette information pour optimiser les performances de l'opérateur ? Cette situation complexe présente deux composantes principales. Premièrement pour l'opérateur, il n'est pas possible de prédire avec certitude dans quel emplacement la cible va apparaitre. Notre première expérience étudie la problématique dans une condition où l'indication sur l'emplacement de la cible est globalement non-informative. Deuxièmement, compte tenu de la complexité de cet environnement, les indications utilisées par l'opérateur pour orienter son attention peuvent être ambiguës. Dans ce cas, l'attention visuospatiale est non seulement modulée de manière implicite, c'est à dire sans mouvement oculaire, mais également sans lien systématique avec la scène visuelle. L'objectif de notre deuxième expérience est de démontrer qu'en l'absence de marqueurs explicites de l'attention, l'analyse de certaines modulations de l'activité cérébrale peut être utilisée pour prédire efficacement l'emplacement de l'attention du sujet. Enfin, la troisième expérience intègre les résultats obtenu dans l'expérience précédente pour implémenter une ICM capable de détecter l'orientation implicite de l'attention et d'améliorer la performance comportementale du sujet en temps-réel par des protocoles d'interactions. Nous évaluerons l'amélioration comportementale obtenue par ces protocoles en adaptant l'affichage de cibles et d'avertissements visuels en fonction de l'emplacement détecté par l'ICM.

Chapitre 4

Etude hors ligne par pré-indiçage classique

Sommaire

4.1 Introduction 92
4.1.1 Objectifs de l'expérience 92
4.1.2 Conditions expérimentales 92
4.1.3 Hypothèses de l'expérience 93
4.2 Protocole expérimental 94
4.2.1 Description de la tâche 94
4.2.2 Procédure adaptative 95
4.2.3 Session d'enregistrement 95
4.2.4 Pré-traitement des données 96
4.3 Analyse comportementale 97
4.3.1 Procédure adaptative 97
4.3.2 Performance comportementale 97
4.4 Analyse temps-fréquence 99
4.4.1 Activité reliée à l'indice 99
4.4.2 Activité reliée à la cible 102
4.5 Analyse de décodage 104
4.5.1 Extraction des caractéristiques 104
4.5.2 Taux de classification 104
4.6 Amélioration comportementale 105
4.6.1 Amélioration du temps de réaction 107
4.6.2 Amélioration du taux d'erreur 108
4.7 Résumé des principaux résultats 108
4.7.1 Effets comportementaux 109
4.7.2 Variations de puissances 109
4.7.3 Décodage des données 110
4.7.4 Amélioration comportementale 110
4.8 Perspectives et amélioration de l'expérience 111

4.1 Introduction

4.1.1 Objectifs de l'expérience

Les deux objectifs principaux de l'expérience sont d'étudier comment un sujet oriente son attention à partir d'une indication non-informative sur l'emplacement d'apparition de cibles visuelles, et d'analyser comment dans un tel contexte, il est possible de classer cet emplacement à partir des caractéristiques cérébrales du sujet qui précédent leur apparition. Pour cela, nous avons enregistré des données comportementales et électrophysiologiques (EEG et EOG) chez 8 sujets (2 femmes et 6 hommes, âgés entre 22 et 31 ans) dans un paradigme de pré-indiçage visuospatial classique [Posner, 1980], en manipulant la proportion d'indication sur l'emplacement de la cible. A chaque essai, le sujet oriente son attention de manière endogène à partir d'un indice central classique, une flèche orientée vers un emplacement situé dans l'hémichamp visuel droit ou gauche du sujet. L'objectif du sujet était d'anticiper l'affichage d'une cible visuelle dans l'emplacement indiqué, en orientant son attention pour améliorer la détection et la discrimination de la cible. Nous étudions l'effet de pré-indiçage sur la rapidité et la précision des réactions du sujet dans une condition non-informative, en affichant la moitié des cibles dans l'emplacement indiqué et l'autre moitié dans l'emplacement opposé. Ces cibles sont mélangées un bref instant à bas contraste dans un bruit blanc [Dosher and Lu, 2000] qui s'affiche en continu pendant toute la durée de l'essai dans chaque emplacement périphérique. Le ratio de contraste entre la cible et le bruit est adapté à la capacité perceptive de chaque sujet avant l'expérience, afin de contrôler l'effet de pré-indiçage sur la précision des réactions enregistrées dans ce groupe de sujets. La valeur de ce ratio est fixée juste au dessus de leur seuil de perception dans l'objectif de les motiver à orienter leur attention vers l'emplacement indiqué pour améliorer la discrimination de l'orientation des cibles affichées dans l'emplacement indiqué.

4.1.2 Conditions expérimentales

Les études de la littérature sur l'attention visuospatiale s'appuient sur des protocoles expérimentaux incluant une alternance d'indices *valides* et *invalides*. D'une part, les indices valides indiquent invariablement l'emplacement vers lequel l'attention doit être orientée et dans lequel la cible sera présentée. D'autre part, les indices invalides orientent l'attention vers l'emplacement opposé où la cible sera affichée, réduisant ainsi la performance comportementale des sujets. Des études d'ICM sur l'attention visuospatiale ont démontré que lorsque la proportion d'indices valides est plus importante que celles d'indices invalides, les caractéristiques du signal EEG varient avec l'orientation de l'attention et peuvent être décodées en essai par essai [Tonin et al., 2012, 2013, Bahramisharif et al., 2012, Marchetti et al., 2013, Treder et al., 2011, Fujisawa et al., 2008]. Plusieurs études ont démontré par ailleurs que

ces caractéristiques varient en moyenne à travers les essais, avec l'orientation de l'attention dans des protocoles utilisant une proportion équivalente d'indices valides et invalides [Worden et al., 2000, Wyart and Tallon-Baudry, 2008, Cosmelli et al., 2011]. Toutefois il reste à déterminer si dans cette dernière situation, l'emplacement de l'attention peut être décodée en essai par essai. Cette étape est essentielle pour démontrer qu'avec une indication non-informative sur l'emplacement d'une cible visuelle à venir, les sujets peuvent volontairement contrôler leur attention visuospatiale de manière endogène. C'est dans cette perspective que nous avons établit une condition non-informative où la flèche pointe aléatoirement l'emplacement de la cible, avec une proportion d'indices valides/invalides égale à 50 %. Pour s'assurer que le sujet oriente bien son attention vers l'emplacement indiqué, cette condition est comparée à une condition de contrôle avec une flèche pointant les deux emplacements pour indiquer au sujet de maintenir son attention en position centrale.

Au final, les conditions expérimentales regroupent des indices valides et invalides dans la condition non-informative, et les indices de contrôles dans la condition sans indiçage spatial. Ces 3 catégories d'indices sont réparties avec une proportion identique et représentées de la manière suivante :

— Les indices *valides* sont représentés par une flèche unidirectionnelle indiquant l'emplacement de la cible.
— Les indices *invalides* sont représentés par le même type de flèche indiquant l'emplacement opposé à la cible.
— Les indices de *contrôle* sont représentés par une flèche bidirectionnelle pour indiquer aux sujets de maintenir l'attention en position centrale.

Dans la condition non-informative, il est important de noter que les sujets ne peuvent pas savoir si l'indice est valide ou non, avant l'affichage de la cible. Par conséquent, ils ont reçu pour consigne d'orienter de manière volontaire leur attention vers l'emplacement indiqué bien que cette indication soit globalement non-informative.

4.1.3 Hypothèses de l'expérience

Pour savoir si les sujets sont capables d'orienter volontairement leur attention dans la condition non-informative, nous proposons de tester 3 hypothèses sur les données enregistrées dans l'expérience :

1. Dans la condition non-informative, l'orientation de l'attention visuospatiale reflétera une activité cérébrale différente par rapport à la condition sans indiçage spatial.
2. La performance comportementale des sujets sera aussi bonne voire meilleure avec les indices valides qu'avec les indices de contrôle, et moins bonne avec les indices invalides.
3. Le taux de classification sur l'emplacement de l'attention sera au dessus du niveau de chance (50 %) dans la condition non-informative.

4.2 Protocole expérimental

4.2.1 Description de la tâche

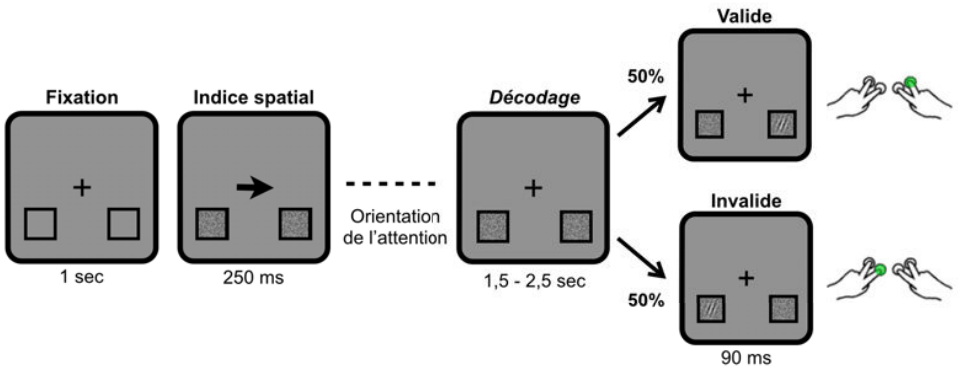

FIGURE 4.1 – Séquence temporelle d'un essai dans la condition non-informative. La réponse correspondant à l'identification de la cible est indiquée par un point vert.

L'affichage visuel a été implémenté avec la Psychtoolbox[1] Matlab [Brainard, 1997] qui est réputée pour la fiabilité de son affichage dans les études en psychophysique. Pendant la tâche, les sujets sont confortablement installés à 80 cm d'un écran CRT 20 pouces qui sert d'affichage avec une résolution temporelle de 144 Hz et une résolution spatiale de 800×600 pixels. Le but de la tâche est de détecter l'affichage d'une cible visuelle et d'identifier son orientation en répondant aussi vite et aussi précisément que possible à l'aide d'un boitier de réponse. A chaque essai, une cible s'affiche dans l'un de 2 emplacements périphériques, celui désigné par l'indice visuo-spatial ou l'autre emplacement. Ces emplacements mesurent $4,29 \times 4,29°$ et sont localisés en bas à gauche et à droite de l'écran, avec une excentricité horizontale de $\pm 9,23°$ et une excentricité verticale de $-5°$ par rapport à la croix de fixation. La figure 4.1 montre la séquence temporelle d'un essai dans la condition non-informative, dans le cas d'un essai valide et invalide. Le sujet reçoit pour instruction de garder son regard sur la croix de fixation centrale pendant toute la durée de l'essai, et d'orienter son attention vers l'un des deux emplacements, ou de la maintenir en position centrale dans la condition de contrôle. L'orientation spatiale de l'attention est manipulée par une flèche présentée au niveau de la croix de fixation pendant 250 ms. Une flèche pointant vers la droite ou la gauche indique au sujet d'orienter son attention vers l'emplacement correspondant, tandis qu'une flèche pointant vers les deux directions lui indique de maintenir son attention sur la croix de fixation centrale. Nous avons utilisé un délai variable de 1,5 à 2,5 secondes entre l'apparition

1. PTB version 3. `http://psychtoolbox.org/`

de l'indice et la cible pour s'assurer que l'attention soit soutenue pendant au moins une seconde. Pendant ce délai, un bruit blanc dynamique s'affiche avec un contraste fixé à 25 % d'intensité maximum, dans les deux emplacements d'affichage de la cible. La cible s'affiche pendant une courte durée (90 ms) au centre de l'emplacement en se mélangeant au bruit [Dosher and Lu, 2000]. La cible est représentée par une ondelette de Gabor 2D orientée à ± 45 degré par rapport à la verticale [Carrasco, 2011, Gould et al., 2007, Carrasco, 2006, Roijendijk et al., 2013]. La résolution spatiale des cibles et du bruit est respectivement de 323×323 et 32×32 pixels redimensionné dans les emplacements. Dès l'affichage de la cible, le sujet doit identifier son orientation en appuyant sur un bouton du boitier de réponse. Les boutons des mains droite et gauche sont utilisés pour répondre aux cibles s'affichant respectivement dans les emplacements droit et gauche. Le sujet doit appuyer avec l'index pour indiquer une orientation de la cible à -45 degrés et avec le majeur pour une orientation à $+45$ degrés (point vert, figure 4.1). Après la réponse, le sujet reçoit un feedback positif si l'essai est réussi, sinon un message s'affiche pour lui indiquer le type d'erreur (d'inclinaison, de main ou d'omission). Les performances comportementales (temps de réaction, réponse correcte ou type d'erreur) sont enregistrées à la fin de chaque essai. Le temps de réaction (TR) correspond à la durée entre l'affichage de la cible et la réponse du sujet déterminée par l'appui sur l'un des interrupteurs du boitier réponse. Le taux d'erreur (TE) correspond au pourcentage d'essais pour dans lesquels ne répond pas à l'apparition de la cible ou produit une réponse erronée. Le contraste des cibles est déterminé pour chaque sujet avant l'expérience par une procédure adaptative dont les détails ont été présenté en section 2.3.4.

4.2.2 Procédure adaptative

Avant l'expérience, chaque sujet participe à une procédure adaptative QUEST [Watson and Pelli, 1983] implémentée dans la toolbox d'affichage [Brainard, 1997]. L'objectif de cette procédure est double : d'une part, adapter le niveau de difficulté de la tache aux capacités perceptives des sujets et d'autre part, estimer et comparer le seuil de perception obtenu avec des indices valides, invalides et contrôle. Les sujets réalisent cette procédure pour chaque type d'indice aléatoirement réparti, afin d'estimer le seuil de contraste correspondant à 75 % de réponses correctes. Pendant l'expérience, la valeur de contraste correspondant à 90% de réponses correctes dans la condition valide est appliquée à chaque essai pour toutes les conditions.

4.2.3 Session d'enregistrement

La session d'enregistrement se composent de 9 blocs de 90 essais (30 par type d'indice) espacés de courtes pauses. Chaque bloc constitue une séquence aléatoire d'essai contenant un indice valide, invalide ou de contrôle. La cible est présentée dans un emplacement défini de manière pseudo-aléatoire pour éviter qu'elle s'affiche

plusieurs fois de suite du même côté et génère un effet d'amorçage sur la performance comportementale enregistrée. Les données électro-physiologiques sont enregistrées à 1024 Hz avec le système BioSemi ActiveTwo [2] composé de 64 électrodes EEG et 3 électrodes EOG placées au niveau du cantus externe de chaque oeil et sous l'oeil droit pour contrôler les mouvements oculaires. Les données comportementales sont enregistrées par une carte d'acquisition de données National Instrument avec la toolbox Matlab d'acquisition de données.

4.2.4 Pré-traitement des données

Les données électro-physiologiques ont été importées dans le logiciel Elan [3] [Aguera et al., 2011] pour réaliser une chaine de pré-traitement composée de 4 étapes. La première étape de pré-traitement consiste à référencer chaque électrode EEG sur la moyenne des électrodes pour rendre le potentiel électrique homogène sur la surface du scalp. Une fois les signaux référencés à la moyenne, on applique un filtre passe haut en utilisant la fonction eegfilfilt de Elan avec une fréquence de coupure à 0,3 Hz et un filtre Butterworth d'ordre 3.

Cette deuxième étape est nécessaire pour centrer les signaux autour de zéro avant la troisième étape qui consiste à l'extraction et la correction des artefacts par Analyse en Composante Indépendantes (ICA, en anglais). Même si les sujets avaient pour instruction de ne pas faire de mouvements oculaires, il est parfois difficile de ne pas cligner des yeux pendant toute la durée de l'essai. L'ICA est une méthode de décomposition de signal qui permet d'extraire des sources indépendantes et en particulier des signaux dont la distribution n'est pas gaussienne, comme les clignements ou les saccades. La décomposition des signaux a été calculée avec un programme Matlab écrit par E. Maby utilisant la toolbox fieldtrip qui implémente l'algorithme infomax [Bell and Sejnowski, 1995]. L'évolution temporelle et la topographie des sources estimées par l'ICA ont été inspectées visuellement pour identifier les composantes frontales qui correspondent aux mouvements oculaires. Les signaux EEG ont ensuite été recomposé en utilisant la fonction eegfiltica de Elan sans les composantes identifiées.

Enfin, la dernière étape consiste à calculer la densité de courant [Kayser and Tenke, 2006] (voir section 3.3.1) sur les signaux EEG filtrés entre 2 et 35 Hz avec un filtre FIR de Chebychev à fenêtre de 4 secondes. La densité de courant des signaux a été utilisée pour l'analyse temps-fréquence des signaux EEG, dont les résultats sont présentés en section 4.4.

2. http ://www.biosemi.com
3. `http://elan.lyon.inserm.fr`

4.3 Analyse comportementale

4.3.1 Procédure adaptative

La figure 4.2 montre le résultat de la procédure QUEST pour chaque sujet et chaque condition. Les courbes du haut représentent l'évolution du contraste en fonction des essais (40 par type d'indice), et les courbes psychophysiques du bas sont centrées sur le seuil correspondant à 75% de réponses correctes. En moyenne, le seuil de contraste estimé avec des indices valides ($33,17 \pm 2,33\%$) est plus faible par rapport aux indices contrôles ($35,34 \pm 2,69\%$) et aux indices invalides ($40,84 \pm 7,71\%$). Par conséquent, en fixant le seuil de contraste obtenu avec les indices valides pour chaque essai de l'expérience, on peut s'attendre à une amélioration de la performance comportementale des sujets avec une indication valide par rapport aux indications invalides et de contrôles. De plus, le décalage du seuil de contraste confirme le modèle de gain de contraste décrit dans les tâches de pré-indiçage impliquant la discrimination de cibles affichées à bas contraste [Carrasco, 2006], ou de cibles mélangées à du bruit [Dosher and Lu, 2000].

4.3.2 Performance comportementale

La performance comportementale moyenne en terme de Temps de Réaction (TR) et de Taux d'Erreur (TE) est présentée sur le tableau 4.1 pour chaque sujet et chaque condition. En moyenne à travers les sujets, la performance est meilleure avec des indices valides par rapport aux indices invalides. En comparant la performance entre ces deux catégories d'indices avec un test apparié non paramétrique (Mann-Whitney rank test), on observe un effet de pré-indiçage significatif pour le TR ($t = -3,081; p = 0,0178$) et le TE ($t = -3,020; p = 0,0194$). Ce résultat suggère que la plupart des sujets ont bien utilisé l'indice spatial pour orienter leur attention et confirme les études classiques [Posner et al., 1980, Posner, 1980] qui montrent que la performance est meilleure quand l'emplacement de la cible est indiqué à l'avance par rapport à l'emplacement opposé. L'adaptation du paramètre de contraste à permis de réduire la variabilité sur la performance comportementale des sujets dans la condition valide (SD Indice valide, tableau 4.1). De manière surprenante, la plupart des sujets montre un TR moyen aussi rapide voire plus rapide (sujet 4, tableau 4.1) avec les indices valides par rapport aux indices de contrôle. En revanche, la performance comportementale est globalement plus variable avec des indices invalide par rapport aux indices de contrôles (SD pour invalide vs contrôle, tableau 4.1). Cependant, le TE obtenu avec les indices contrôles se situe en moyenne entre les indices valides et invalides, ce qui confirme la tendance attendue par les résultats de la procédure adaptative. Ces résultats suggèrent la possibilité d'améliorer la performance comportementale pour les sujets ayant un TR plus rapide et un TE plus bas avec les indices valides par rapport aux indices invalides ou contrôles.

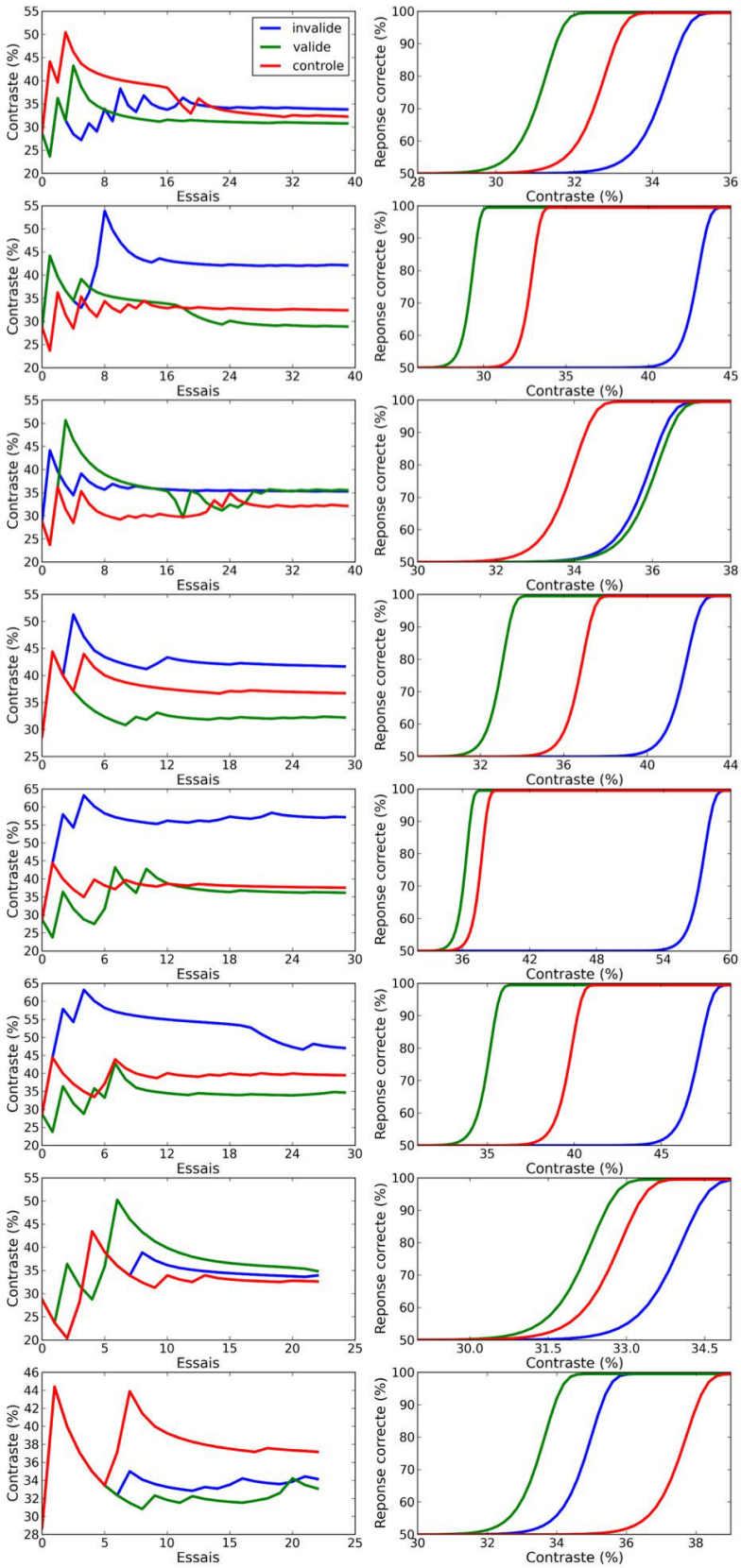

FIGURE 4.2 – Résultats de la procédure adaptative pour chaque sujet (en ligne).

	Temps de Réaction (sec)			**Taux d'erreur (%)**		
Subj.	Valide	Invalide	Contrôle	Valide	Invalide	Contrôle
1	0,611	1,046	0,890	4,44	34,44	18,88
2	0,681	1,140	1,063	14,81	53,70	48,52
3	0,682	0,933	0,706	21,48	30,37	20,74
4	0,771	0,826	0,698	21,48	37,04	18,89
5	0,634	1,333	0,655	11,48	52,59	12,59
6	0,637	0,705	0,654	8,15	14,44	10,74
7	0,836	0,892	0,821	11,85	14,81	11,48
8	0,913	1,016	0,844	15,56	25,18	16,67
M	**0,721**	**0,986**	**0,791**	**13,65**	**32,82**	**19,81**
SD	*0,109*	*0,195*	*0,142*	*5,98*	*14,99*	*12,19*

TABLE 4.1 – Performance comportementale pour chaque catégorie d'indice. Moyenne à travers le groupe de sujets en **gras** (M) et écart type en *italique (SD)*.

4.4 Analyse temps-fréquence

L'analyse temps-fréquence étudie les ERD/ERS qui reflètent le traitement de l'information spatiale contenue dans l'indice, ainsi que l'anticipation de l'affichage de la cible. Les ERD/ERS sont calculées en moyenne à travers les sujets, sur des fenêtres de -0,5 à 1,5 secondes par rapport à l'apparition de chaque indice pour analyser l'activité reliée à l'indice, mais aussi sur des fenêtres de -1,5 à 0,5 seconde par rapport à l'apparition de la cible pour analyser l'activité reliée à la cible. Pour chaque sujet, une ligne de base est calculée dans une fenêtre de temps de 500 ms avant l'affichage de l'indice.

4.4.1 Activité reliée à l'indice

Les figures 4.3 et 4.4 montrent une représentation topographique des cartes temps-fréquence sur les électrodes pariétales et occipitales. Les cartes sur PO7 et PO8 ont été agrandies car elles montrent les plus fortes variations de puissance. L'apparition de l'indice évoque une forte ERD en dessous de 15 Hz qui se prolonge pendant 1,5 secondes sur la plupart des électrodes postérieures. En moyenne, cette ERD est dominante de manière bilatérale quand l'attention des sujets s'oriente à gauche (figure 4.3) et droite (figure 4.4), comme le montre l'agrandissement sur les électrodes PO7 et PO8. Par ailleurs, une ERD est aussi présente dans la gamme de fréquence bêta (15 - 25Hz), mais son amplitude est moins importante que celle de l'ERD observée dans les fréquences $<$ 15Hz.

Nous avons également analysé le même type de topographie temps-fréquence avec les indices contrôles. La figure 4.5 démontre un patron d'activité similaire à la condition non-informative (figures 4.3 et 4.4). L'ERD après l'extinction de l'indice est plus ample dans la bande alpha (autour de 10 Hz) et principalement répartie sur les électrodes pariétales et occipitales. Cependant, cette ERD est en moyenne plus courte après l'affichage d'un indice de contrôle qu'un indice valide ou invalide. En effet, la puissance du signal autour de 10 Hz diminue fortement environ 0,5 secondes après l'extinction de l'indice et remonte légèrement en dessous de la ligne de base.

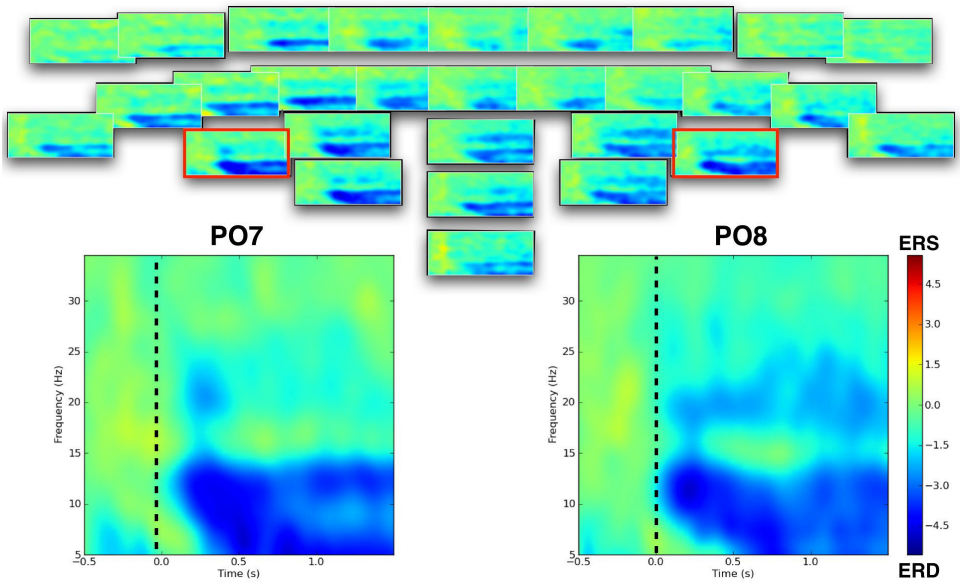

FIGURE 4.3 – Activité reliée à l'affichage de l'indice (trait en pointillé à $t = 0$) pour les essais où l'attention est orientée à *gauche* dans la condition non-informative. ERD/ERS par rapport à ligne de base avant l'affichage de l'indice en dB.

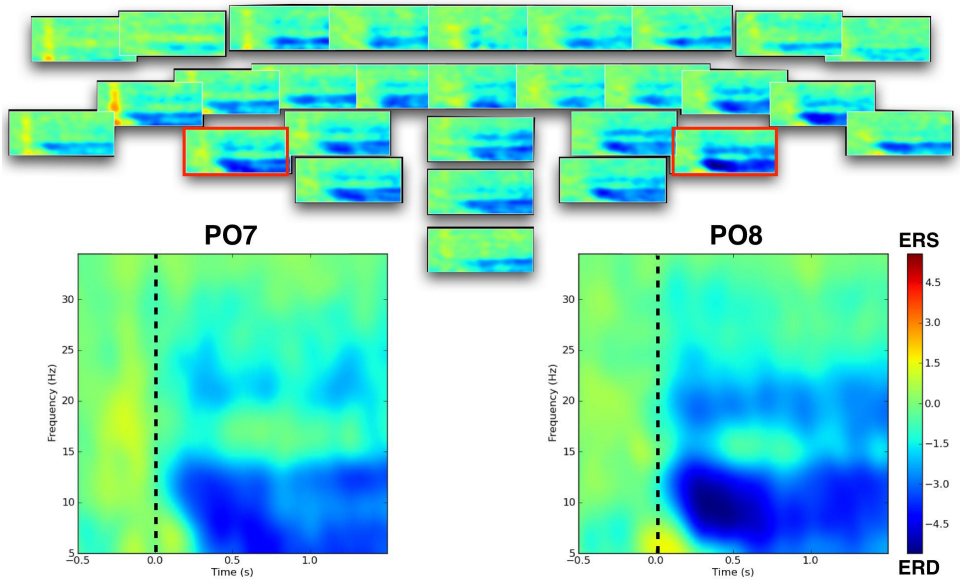

FIGURE 4.4 – Activité reliée à l'affichage de l'indice (trait en pointillé à $t = 0$) pour les essais où l'attention est orientée à *droite* dans la condition non-informative. ERD/ERS par rapport à ligne de base avant l'affichage de l'indice en dB.

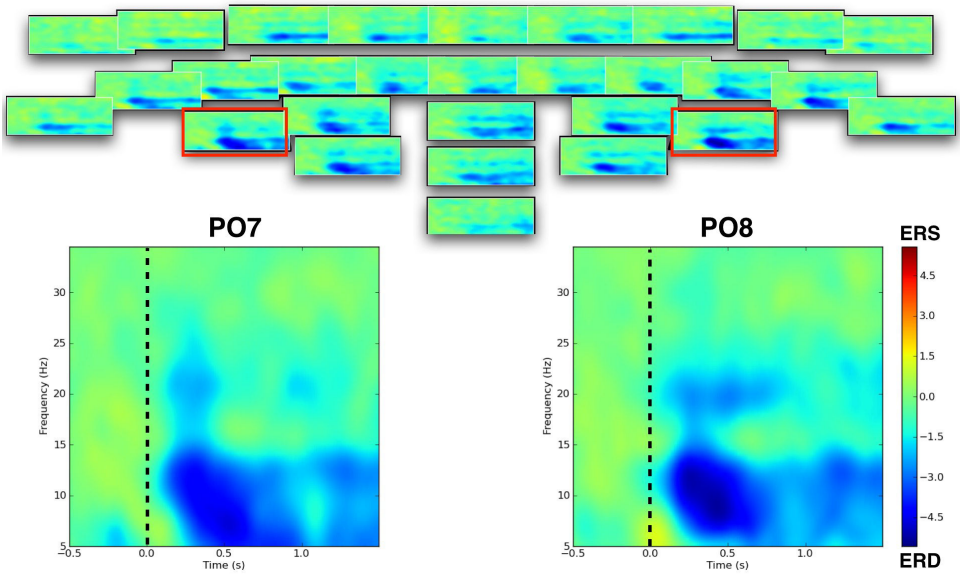

FIGURE 4.5 – Activité reliée à l'affichage de l'indice (trait en pointillé à $t = 0$) pour les essais où l'attention est maintenue au *centre* dans la condition de contrôle. ERD/ERS par rapport à ligne de base avant l'affichage de l'indice en dB.

4.4.2 Activité reliée à la cible

Les figures 4.6 et 4.7 montrent une représentation topographique des cartes temps-fréquence sur les électrodes centrales et pariétales. Les cartes des électrodes situées au dessus du cortex moteur (C3 et C4) sont agrandies car elle montrent de fortes variations de puissance. Avant l'apparition de la cible, nous pouvons observer une ERD autour de 15 Hz répartie sur la plupart des électrodes centrales et postérieures. L'ERD est présente à la fois dans la bande alpha et bêta, bien qu'elle soit plus ample dans le bêta sur les électrodes centrales. En moyenne, ces deux ERD sont présentes bilatéralement bien que l'attention du sujet soit orientée à gauche (figure 4.3) et droite (figure 4.4). Par ailleurs, l'ERD en dessous de 15 Hz présente une durée plus longue sur les électrodes postérieures que sur les électrodes centrales. Cette ERD pourrait correspondre au prolongement de l'ERD reliée à l'indice, jusqu'à l'apparition de la cible (figures 4.3 et 4.4). La figure 4.8 calculée à partir d'indices contrôles montre aussi le même patron d'activité que dans la condition non-informative (figures 4.6 et 4.7).

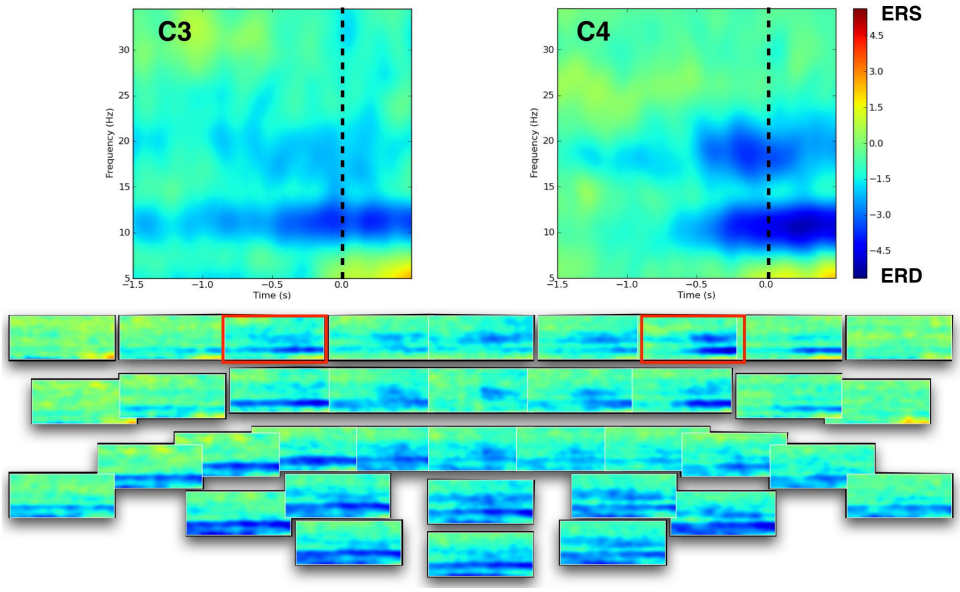

FIGURE 4.6 – Activité reliée à l'affichage de la cible (trait en pointillé à $t = 0$) pour les essais où l'attention est orientée à *gauche* dans la condition non-informative. ERD/ERS par rapport à ligne de base avant l'affichage de l'indice en dB.

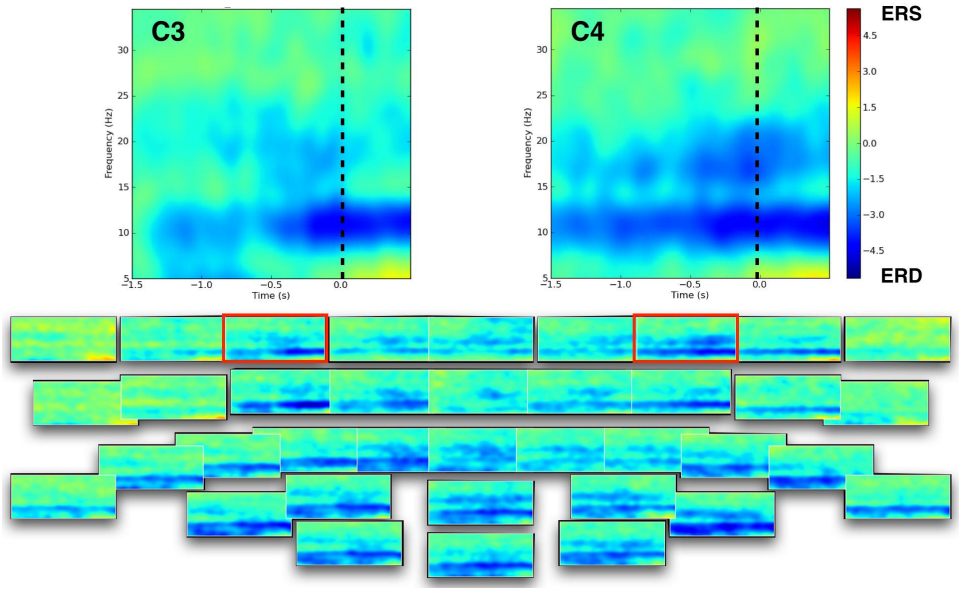

FIGURE 4.7 – Activité reliée à l'affichage de la cible (trait en pointillé à $t = 0$) pour les essais où l'attention est orientée à *droite* dans la condition non-informative. ERD/ERS par rapport à ligne de base avant l'affichage de l'indice en dB.

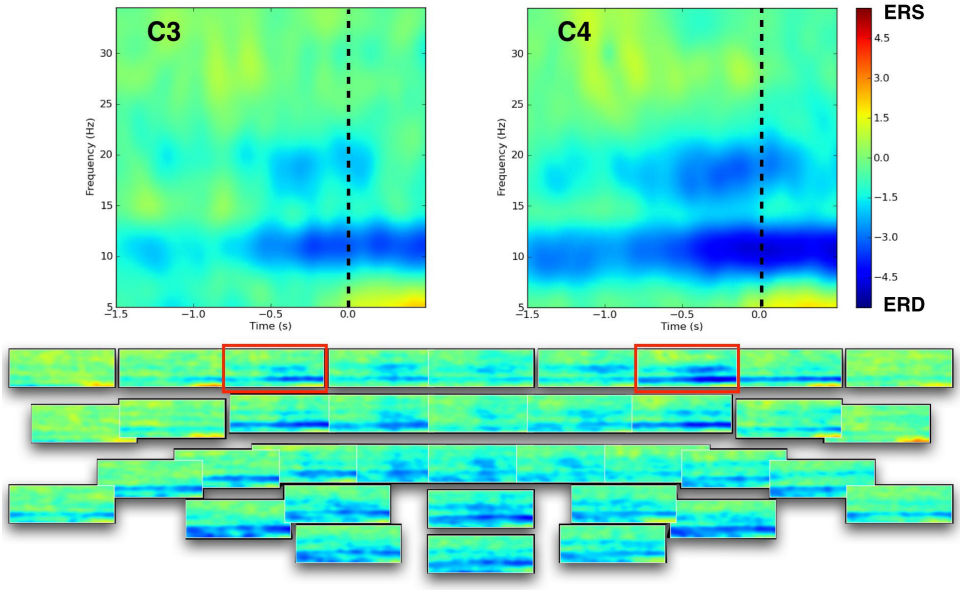

FIGURE 4.8 – Activité reliée à l'affichage de la cible (trait en pointillé à $t = 0$) pour les essais où l'attention est maintenue au *centre* dans la condition de contrôle. ERD/ERS par rapport à ligne de base avant l'affichage de l'indice en dB.

4.5 Analyse de décodage

Cette section présente les résultats de l'analyse de décodage concernant l'orientation de l'attention (droite vs gauche) appliquée aux essais de la condition non-informative. Les essais contenant des indices valides et invalides sont regroupés et séparés en deux sous ensembles : un ensemble d'apprentissage contenant 432 essais (4/5) et un ensemble de test contenant 108 essais (1/5). Les caractéristiques de puissance sont extraites dans une bande de fréquence (par exemple entre 8 et 14 Hz), à la sortie des filtres CSP ajustés sur l'ensemble d'apprentissage et régularisés par norme L2 (voir section 3.3.2). Un SVM linéaire a été entrainé indépendamment sur les caractéristiques de chaque bande de fréquence par une procédure d'élimination récursive (approche multivarié, section 3.4.2). Cette procédure à été appliquée sur l'ensemble d'apprentissage par 5 itérations de validation croisée, pour sélectionner les caractéristiques et les paramètres de classification optimaux. Les filtres CSP correspondant aux caractéristiques sélectionnées sont appliqués pour extraire les caractéristiques dans l'ensemble de test qui sont ensuite classées en "attention vers la droite" ou "attention vers la gauche" par le SVM. Enfin, l'analyse est répétée sur chaque bande de fréquence entre 5 et 35 Hz pour optimiser les résultats et analyser le pouvoir de décodage contenu dans chaque bande de fréquence.

4.5.1 Extraction des caractéristiques

Pour chaque essai, les signaux sont filtrés dans une bande de fréquence pour extraire leurs caractéristiques de puissance sur une fenêtre de 1,5 sec avant l'affichage de la cible. Les filtres CSP sont ajustés sur chaque ensemble d'apprentissage correspondant aux 5 itérations de validation croisée. La topographie moyenne (en valeur absolue) des patterns correspondant aux filtres ajustés dans la bande alpha montre que les électrodes postérieures apportent une contribution majeure dans l'extraction des caractéristiques (figure 4.9). En particulier, les électrodes situées au-dessus de l'hémisphère ipsilatéral à l'orientation de l'attention contribuent de manière prédominante aux premiers et aux derniers filtres (filtres CSP droite et gauche sur la figure 4.9), et cet effet est particulièrement marqué pour les 4 premiers sujets. Ces filtres qui présentent les valeurs propres les plus élevées (voir section 3.3.2) apportent le plus d'information discriminante pour classer l'orientation de l'attention dans l'emplacement situé à droite ou à gauche du point de fixation.

4.5.2 Taux de classification

Dans une situation avec deux classes d'essais, un décodage complètement aléatoire donne un taux de classification de 50% et un décodage parfait un taux de 100%. La figure 4.10 montre des matrices de décodage pour chaque sujet ainsi que la bande de fréquence permettant d'obtenir le meilleur taux de classification. Le taux

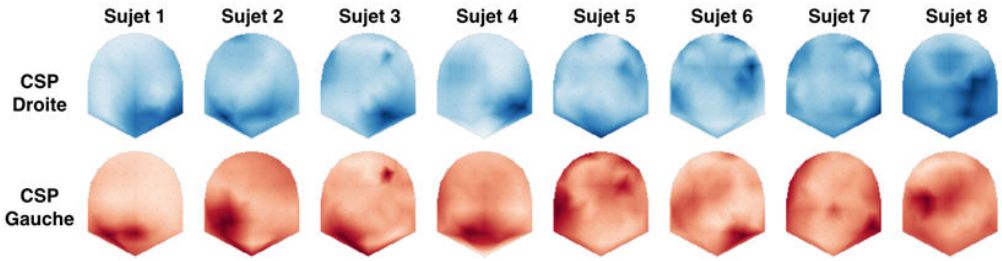

FIGURE 4.9 – Topographie (en valeur absolue) des patterns correspondant aux 5 premiers filtres (CSP Droite, en bleu) et 5 derniers filtres (CSP Gauche, en rouge) calculé en moyenne pour chaque sujet dans la bande alpha (8-14 Hz).

de classification moyen obtenu après sélection des bandes de fréquence est de 63,90 ± 6,26 %. En moyenne à travers les sujets, ces bandes de fréquences commencent à 8,37 ± 1,93 Hz et finissent à 20,62 ± 7,43 Hz. Ces performances de décodage sont décevantes compte-tenu du fait qu'elle reflète le taux de classification optimisé pour chaque sujet en fonction de la gamme de fréquence. Au-delà de cette performance moyenne, certains sujets montrent une bonne performance sur une large gamme de fréquence commençant dans l'alpha (voir sujet 1 et 2 sur la figure 4.10). Par ailleurs, certaines matrices présentent une tache rouge dans la bande bêta, par exemple le sujet 1 autour de 15-20 Hz, le sujet 2 autour 15-25 Hz ou 30-35 Hz, et le sujet 6 autour de 20-30 Hz. Cependant, les matrices de décodage calculées pour les autres sujets sont beaucoup plus bruitées et suggèrent que les caractéristiques de puissance n'apportent aucune information consistante dans cette expérience.

4.6 Amélioration comportementale

Cette section évalue l'amélioration comportementale que nous pourrions obtenir en sélectionnant les essais classés dans l'emplacement correspondant à la cible (gauche ou droite). Pour cela nous avons utilisé le résultat de la classification obtenu avec les bandes de fréquences donnant le meilleur taux de classification pour chaque sujet. L'objectif de cette analyse est de sélectionner les essais contenant des indices valides à partir du résultat de la classification et de recalculer la performance comportementale (TR et TE) moyenne à travers ces essais. La performance calculée sur les essais sélectionnés dans la condition non-informative est ensuite comparée au niveau du groupe avec la performance obtenue dans la condition de contrôle, et au niveau individuel avec une procédure de sélection aléatoire. L'amélioration est évaluée individuellement par un test de permutations, en tirant aléatoirement 1000 fois le même nombre d'essais sélectionnés dans la condition non-informative. Cette procédure permet de calculer la proportion (p) de tirages aléatoires donnant une amélioration comportementale meilleure que la sélection basée sur la classification.

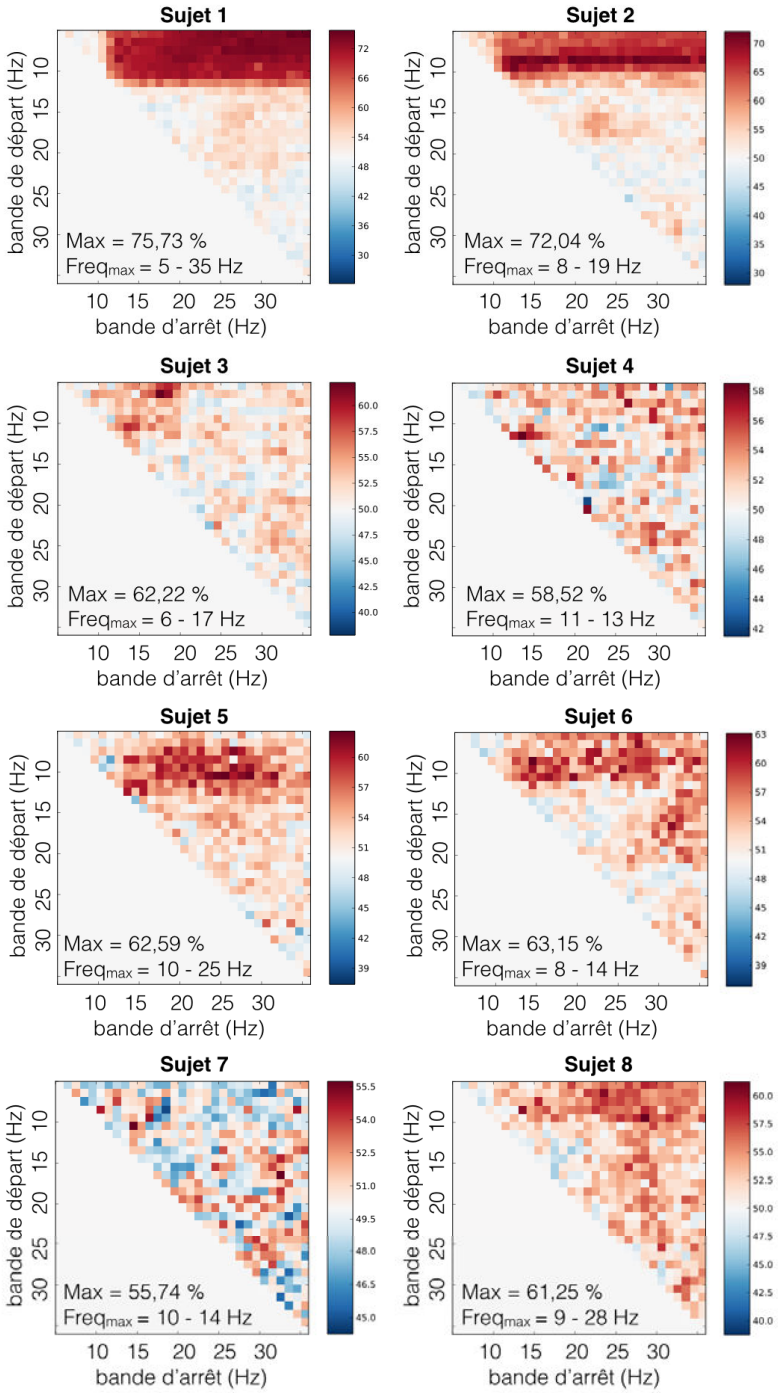

FIGURE 4.10 – Matrice de décodage pour chaque sujet

4.6.1 Amélioration du temps de réaction

La figure 4.11 montre le Temps de Réaction (RT) calculé en moyenne sur les essais sélectionnés dans la condition non-informative (sélection en bleu), sur tous les essais enregistrés dans cette condition (moyenne en rouge) et sur les essais de la condition de contrôle (contrôle en vert). En moyenne à travers les sujets, la différence moyenne de TR entre les essais sélectionnés et rejetés sur la base du décodage est de -81,01 ± 79,96 ms. Cette différence correspond à une diminution du TR de 43,22 ± 40,24 ms entre les essais sélectionnés par le décodage et l'ensemble des essais de la condition non-informative. L'amélioration est très variable d'un sujet à l'autre, allant de 2,90 ms pour le moins bon sujet (sujet 8) à -124,79 ms pour le meilleur sujet (sujet 1). Néanmoins, l'amélioration du TR est significative au niveau du groupe ($t = -2,775; p = 0,027$, t-test apparié). Au niveau individuel, l'amélioration est significative chez 4 sujets (Sujet 1, p=0 ; Sujet 2, p=0 ; Sujet 3, p=0,027 ; Sujet 4, p=0,041), Cependant, seulement deux sujets montrent une amélioration de TR par rapport à la condition de contrôle avec -185,02 ms pour le Sujet 1 et -238,71 ms pour Sujet 2. Ce résultat pouvait être en parti par les bonnes performances de décodage obtenues chez ces deux sujets. Ces performance suggèrent que les sujets 1 et 2 orientent leur attention de manière plus systématique que les aux autres sujets. En dehors de ces deux sujets, les résultat comportementaux ne montrent pas de différence significative entre les essais valides de la condition non-informative et les essais de la condition contrôle (voir tableau 4.1).

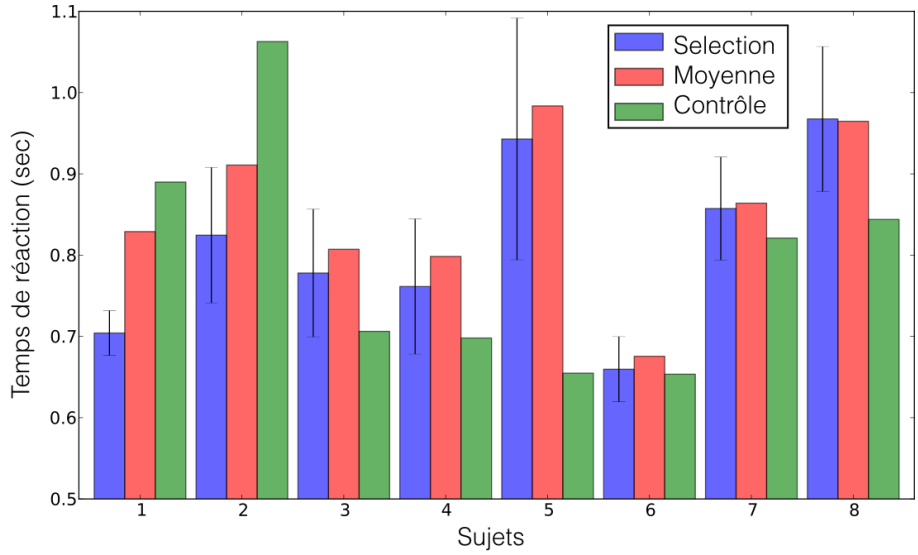

FIGURE 4.11 – Amélioration du temps de réaction pour chaque sujet.

4.6.2 Amélioration du taux d'erreur

La figure 4.12 compare le TE calculé sur le même ensemble d'essai que celui utilisé pour évaluer l'amélioration du TR (sélection en bleu, moyenne en rouge et contrôle en vert). En moyenne à travers les sujets, la différence de TE entre les essais sélectionnés et rejetés sur la base du décodage est de $-8,65 \pm 6,96$ %. Cette différence correspond à une différence de TE entre les essais sélectionnés et la moyenne des essais enregistrés dans la condition non-informative est de $-4,42 \pm 3,44$ %. Comme pour le TR, cette amélioration est très variable d'un sujet à l'autre (voir figure 4.12, mais néanmoins significative au niveau du groupe ($t = -3,399; p = 0,011$). L'amélioration obtenue individuellement est significative pour 5 sujets (Sujet 1, p=0 ; Sujet 2, p=0 ; Sujet 4, p=0,001 ; Sujet 5, p=0,006 et Sujet 7, p=0,013). Cependant, seulement deux sujets montrent une amélioration de TE par rapport à la condition de contrôle avec -6,19 % pour le Sujet 1 et -26,05 % pour le Sujet 2. Comme pour l'amélioration du TR, ce résultat était prévisible sur la base des résultats comportementaux obtenus dans la condition contrôle (voir tableau 4.1).

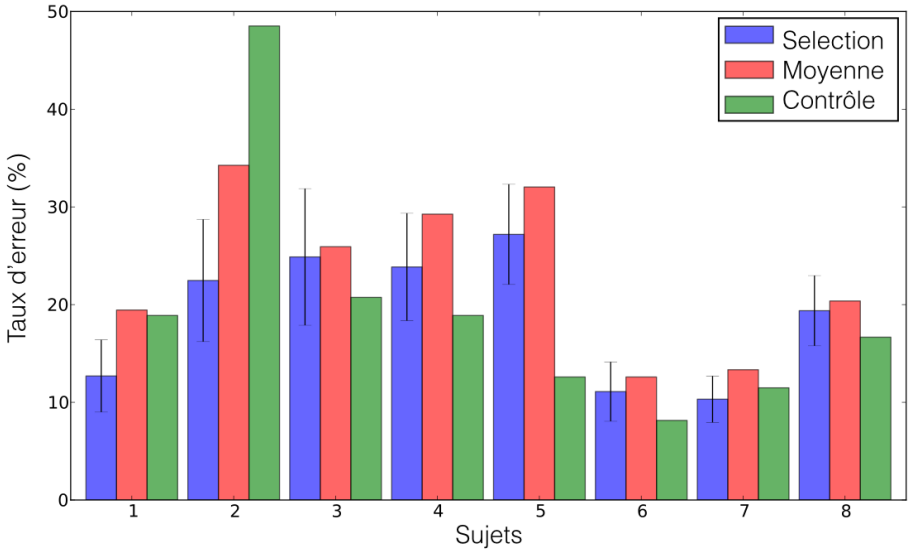

FIGURE 4.12 – Amélioration du taux d'erreur pour chaque sujet.

4.7 Résumé des principaux résultats

Cette section résume les principaux résultats obtenus sur les données comportementale et cérébrales. Nous allons comparer les effets de pré-indiçage obtenus dans la condition non-informative avec les données enregistrées dans la condition de contrôle.

4.7.1 Effets comportementaux

Les données comportementales dans la condition non-informative montrent que les indices valides améliorent le TR et le TE de chaque sujet par rapport aux indices invalides. Ce résultat suggère qu'en moyenne, les sujets orientent leur attention vers l'emplacement indiqué, même lorsque les proportions d'indice valides et invalides sont identiques. Cette étude confirme les effets de pré-indiçage décrits dans la littérature avec des proportions d'indices valides plus élevées [Posner et al., 1980, Dosher and Lu, 2000, Thut et al., 2006, Rihs et al., 2009]. Cependant, la performance comportementale obtenue dans la condition de contrôle montre que les sujets réagissent aussi vite qu'avec les indices valides de la condition non-informative, et commettent un peu plus d'erreurs. Ce résultat diffère des études ayant obtenu un effet de pré-indiçage graduel entre les indices valides, neutres et invalides [Posner et al., 1980, Tassinari and Berlucchi, 1995, Yeshurun and Carrasco, 1999, Jongen et al., 2006] et pourrait être lié à la nature des stimuli visuels que nous avons utilisé dans notre expérience. L'affichage de la cible dans un emplacement contenant un bruit pourrait favoriser sa détection et son identification en vision périphérique dans la condition contrôle. En effet, on sait que le système visuel peut être plus sensible à des cibles dynamiques en vision périphérique qu'en vision centrale [Strasburger and Jüttner, 2011].

4.7.2 Variations de puissances

Les résultats obtenus sur les données électro-physiologiques montrent que des variations de puissances dans les bandes alpha et bêta sont impliquées dans la tâche, notamment des ERDs reliées à l'affichage de l'indice et de la cible. Cette caractéristique cérébrale est en général observée dans les tâches de pré-indiçage impliquant l'orientation de l'attention visuospatiale [Rihs et al., 2009, Worden et al., 2000, Yamagishi et al., 2005, Wyart and Tallon-Baudry, 2008] et la préparation d'une réponse motrice [Kilavik et al., 2012, Zaepffel et al., 2013]. Cependant, dans notre tâche, la complexité des relations entre les facteurs psychologiques et physiologiques ne permet pas d'interpréter de manière non-équivoque [Cacioppo, 2007], les processus cognitifs associés aux différentes caractéristiques cérébrales observées. En effet, les réponses motrices sont préparées avec la main ipsilatérale à l'orientation de l'attention visuospatiale en faisant co-varier les caractéristiques de puissance dans la bande alpha et bêta. De ce fait, l'orientation de l'attention visuospatiale et la préparation des réponses motrices sont deux facteurs psychologiques qui peuvent influencer de manière combinée l'amplitude des ERDs dans les deux bandes. De plus, nous avons aussi observé un recouvrement spatio-temporel des ERDs entre la condition non-informative et contrôle qui suggère une dominance de la préparation motrice dans cette tâche d'attention visuospatiale. Quels que soient les mécanismes mis en jeu, les variations de puissance dans ces deux bandes contiennent suffisam-

ment d'information pour classer l'orientation de l'attention visuospatiale des sujets dans la condition non-informative.

4.7.3 Décodage des données

L'analyse de décodage montre que les caractéristiques CSP contiennent de l'information sur l'orientation de l'attention visuospatiale et la préparation de la réponse motrice. Les taux de classification obtenus sur les bandes de fréquences optimales sont inférieurs aux résultats obtenus par les études de décodage de l'orientation endogène vers deux emplacement opposés [Fujisawa et al., 2008, Gerven and Jensen, 2009, Treder et al., 2011, Roijendijk et al., 2013, Tonin et al., 2013]. Cette différence est particulièrement sensible par rapport aux études ayant optimisé l'extraction des caractéristiques en répétant le décodage pour plusieurs bandes de fréquences [Fujisawa et al., 2008] et plusieurs fenêtres temporelles [Tonin et al., 2012]. Cependant, il est important de noter que toutes ces études avaient une proportion d'indice valide/invalide supérieure à notre étude. Par ailleurs, les matrices de décodage calculées dans cette étude confirme que les bandes de fréquences permettant d'obtenir un taux de classification optimal sont situées autour de la bande alpha [Fujisawa et al., 2008]. Si les matrices de décodage des sujets 1, 2 et 6 montrent un taux de classification supérieur au niveau de chance dans la bande bêta (15 - 35 Hz), les taux de classification obtenus avec des caractéristiques extraites dans cette bande sont nettement inférieurs à ceux de la bande alpha. Les caractéristiques extraites dans une bande de fréquence couvrant ces deux bandes n'apportent pas beaucoup d'amélioration au décodage, notamment parce la puissance du signal dans la bande bêta est bien plus faible que dans la bande alpha. Pour optimiser le décodage, il serait possible d'extraire les caractéristiques dans des bandes séparées et de normaliser leurs amplitudes respectives. Cependant, il serait difficile de combiner toutes les paires de bandes fréquentielles car cette approche ferait exploser la complexité de l'analyse.

4.7.4 Amélioration comportementale

L'amélioration comportementale obtenue sur les essais de la condition non-informative est significative pour les sujets ayant, d'une part un effet de pré-indiçage sur la performance comportementale, et d'autre part un taux de classification suffisamment élevé pour sélectionner les essais de manière plus efficace qu'avec une procédure de sélection aléatoire. Pour chaque sujet, le décodage des caractéristiques de puissance permet d'obtenir une performance comportementale meilleure pour les essais sélectionnés que les essais rejetés. Ce résultat confirme la possibilité de reproduire l'effet de pré-indiçage contenu dans les données comportementales lorsque le décodage des données EEG est suffisamment performant [Jongen et al., 2006].

Cependant, les essais sélectionnés sur la base du décodage n'améliorent la performance comportementale que pour 2 sujets par rapport à la condition de contrôle. Ce résultat est notamment due à la similarité des performances comportementales enregistrée avec les indices valides et les indices contrôles. Intuitivement, ce résultat était prévisible puisqu'il est impossible d'obtenir une amélioration comportementale dans la condition non-informative, si la performance comportementale obtenue avec les indices contrôles est meilleure qu'avec les indices valides.

4.8 Perspectives et amélioration de l'expérience

La présente étude suggère que dans une situation contenant une indication spatiale non-informative sur l'emplacement d'une cible visuelle à venir, la majorité des sujets peuvent difficilement orienter leur attention de manière endogène et implicite vers l'emplacement indiqué. En conséquence, le décodage de l'attention visuelle n'est pas envisageable avec ce type de protocole. Plus largement, ces résultats apporte une incertitude sur la capacité des sujets à orienter leur attention de manière totalement endogène, en l'absence d'indices spatiaux explicites et informatifs sur l'emplacement de cibles visuelles. Pour aborder cette problématique, nous avons envisagé un protocole dans lequel les sujets peuvent maintenir une stratégie d'orientation de l'attention visuospatiale en l'absence d'une indication spatiale informative sur l'emplacement des cibles visuelles.

Chapitre 5

Etude hors ligne par pré-indiçage ambigu

Sommaire

5.1 Introduction 115
5.1.1 Objectifs de l'expérience 115
5.1.2 Conditions expérimentales 115
5.1.3 Hypothèses de l'expérience 116
5.2 Protocole expérimental 117
5.2.1 Description de la tâche 117
5.2.2 Paramétrage de l'indice spatial 118
5.2.3 Paramétrage de la cible visuelle 120
5.3 Performance comportementale 120
5.3.1 Procédures adaptatives 120
5.3.2 Taux d'erreur spatiale sur l'indice 121
5.3.3 Temps de réaction sur la cible 121
5.3.4 Taux d'erreur sur la cible 123
5.4 Analyse statistique dans le domaine temps-fréquence . . 123
5.4.1 Activité reliée à l'indice 124
5.4.2 Activité reliée à la cible 130
5.4.3 Conjonction des résultats individuels 135
5.5 Analyse statistique dans le domaine spatio-temporel . . 138
5.5.1 Activité reliée à l'indice 139
5.5.2 Activité reliée à la cible 142
5.6 Analyse du décodage des caractéristiques 145
5.6.1 Décodage dans l'espace des capteurs 146
5.6.2 Décodage dans l'espace des sources 154
5.6.3 Comparaison des résultats 164
5.7 Analyse de l'amélioration comportementale 165
5.7.1 Amélioration du temps de réaction 165
5.7.2 Amélioration du taux d'erreur 166
5.8 Résumé des principaux résultats 166
5.8.1 Résultats comportementaux 166
5.8.2 Résultats des analyses statistiques 168

5.8.3 Résultats du décodage des données 168
5.8.4 Résultats de l'amélioration comportementale 169
5.9 Perspectives et améliorations possibles 170

5.1 Introduction

5.1.1 Objectifs de l'expérience

Dans cette expérience, nous allons étudier les processus d'orientation endogène de l'attention qui conduisent, sur la base d'indices visuels complexes, à optimiser la perception d'une cible visuelle attendue à un emplacement précis de l'espace. En particulier, nous chercherons à déterminer les méthodes permettant de classer l'orientation de l'attention visuospatiale parmi deux emplacements distants. L'objectif de l'expérience est de démontrer qu'en l'absence de marqueurs explicites de l'attention, l'analyse de certaines modulations de l'activité cérébrale peut être utilisée pour prédire efficacement l'emplacement spatial de l'attention. Pour cela, nous avons enregistré dans une tâche complexe d'attention visuospatiale, les données comportementales et électro-physiologiques (EEG, EOG) de 10 sujets mâles âgés entre 21 and 44 ans (moyenne d'âge 26,9), avec une vision normale ou corrigée. Dans cette tâche, nous avons analysé comment l'attention visuospatiale est modulée en relation avec l'environnement visuel (l'indice), les mouvements oculaires (EOG) et l'activité cérébrale (EEG). Nos résultats démontrent que dans un contexte expérimental bien précis, seuls les EEG prédisent la localisation de l'attention. Ces résultats nous permettent de discuter la possibilité de développer une interface pour l'amélioration des performances comportementales basée sur le décodage des données EEG essai par essai qui permet d'estimer la localisation de l'espace vers laquelle le sujet oriente son attention. Dans un contexte plus général, cette expérience apporte un éclairage nouveau sur les processus de contrôle de l'attention visuospatiale en précisant les variations de puissance EEG reliées aux indications visuelles complexes et à l'orientation de l'attention qui découle de ces indications.

5.1.2 Conditions expérimentales

Cette expérience est réalisée en s'inspirant du paradigme de pré-indiçage classique [Posner, 1980] dans lequel un indice visuel simple et explicite (une flèche ou un symbole) est affiché au centre d'un écran pour indiquer à l'avance l'emplacement droit ou gauche dans lequel une cible sera présentée (voir chapitre précédent). Ce paradigme classique permet d'orienter l'attention des sujets à partir d'une indication visuospatiale mais il ne représente que marginalement une situation réelle dans laquelle l'environnement visuel ne détermine pas systématiquement l'orientation de l'attention. L'originalité de notre expérience est d'utiliser des indices complexes qui indiquent invariablement l'emplacement d'une cible visuelle à venir mais qui présentent un degré de complexité suffisamment élevé pour induire une ambiguïté perceptive chez le sujet. Cette ambiguïté peut conduire le sujet à orienter son attention du côté opposé à celui indiqué par l'indice et ainsi, à dégrader la perception de la cible visuelle qui apparaît du côté non-attendu. Dans un tel paradigme comme

dans une situation réelle, l'orientation de l'attention n'est donc plus prévisible à partir l'environnement visuel. Dans cette perspective, nous avons utilisé des indices composés d'un nuage de points se déplaçant dans plusieurs directions de l'espace et présentés pendant un très bref délai. La direction moyenne du déplacement de tous les points indiquent l'emplacement de la cible visuelle à venir sur la droite ou la gauche de l'écran. En jouant sur le niveau de cohérence du déplacement des points, il est possible de définir deux conditions de perception de l'indice visuel.

— Dans la condition *prédictive*, les points se déplacent de manière suffisamment cohérente pour que le sujet soit capable de prédire avec une forte probabilité l'emplacement de la cible à venir.

— Dans la condition *ambiguë*, les points se déplacent de manière incohérente dans toutes les directions de telle sorte que la direction moyenne du déplacement reste en dessous du seuil perceptif. Dans cette condition, le sujet produit de manière imprévisible des erreurs de perception de la direction de l'indice conduisant à une anticipation erronée de l'emplacement de la cible.

Par ailleurs, il est important de rappeler que la littérature sur la version classique du paradigme de pré-indiçage associe un indice à la condition *valide* ou *invalide*, lorsque le sujet oriente son attention vers l'emplacement de la cible ou un emplacement éloigné de la cible, respectivement. Dans cette expérience, nous préférons employer le terme indice *correct* ou *incorrect* puisque l'indice sera toujours valide, un indice invalide produisant une erreur spatiale dans l'orientation de l'attention uniquement à cause d'une erreur preceptive du sujet.

5.1.3 Hypothèses de l'expérience

Cette expérience pose plusieurs hypothèses que nous allons tester par l'analyse des données comportementales et électro-physiologiques :

1. Lorsque la direction moyenne du déplacement des points est en dessous du seuil de perception (condition ambiguë), les sujets extraient tout de même une information directionnelle de l'indice, possiblement à partir du déplacement local de quelques points. Cette information inciterait les sujets à déplacer leur attention vers l'un des 2 côtés de l'écran, indépendamment et aléatoirement par rapport à la direction moyenne indiquée par l'indice. Dans cette situation, l'orientation de l'attention sera invalide dans la moitié des essais.

2. En alternant aléatoirement les essais prédictifs et ambigus et en utilisant dans la condition prédictive un paramètre de cohérence du déplacement des points proches du seuil perceptif, les sujets tendront à adopter une stratégie d'orientation spatiale de l'attention similaire dans les conditions prédictives et ambiguës.

3. Si les sujets adoptent la même stratégie pour ces deux conditions, les proces-

sus cérébraux reflétant l'orientation de l'attention et leurs corrélats physiologiques seront comparables.

4. Si des processus cérébraux similaires sont mis en jeu dans ces deux conditions, les caractéristiques EEG permettant d'identifier l'orientation de l'attention dans la condition prédictive pourront être utilisées pour prédire la direction de l'attention dans la condition ambiguë, alors même que cette direction sera imprévisible à partir de l'indice.

5.2 Protocole expérimental

5.2.1 Description de la tâche

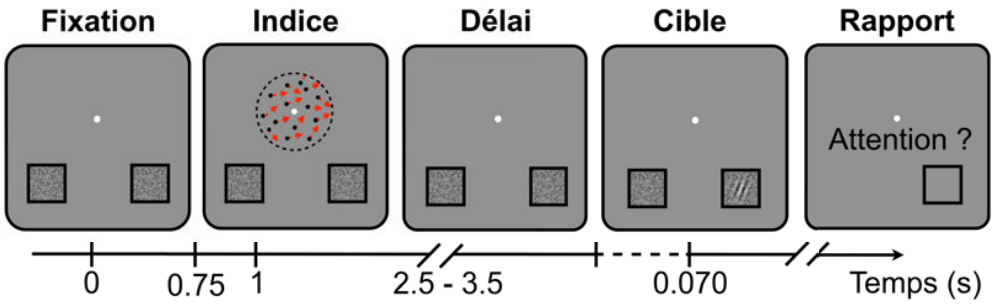

FIGURE 5.1 – Sequence temporelle d'un essai unique.

Pendant la tâche, les sujets sont confortablement installés à 60 cm de distance d'un écran CRT 20' (résolution 800 x 600 à 140 Hz) en maintiennent leur regard sur un point de fixation situé au centre de l'écran pendant toute la durée de l'essai. Cette tâche de pré-indiçage visuospatial s'inscrit dans un paradigme similaire à l'expérience précédente [Posner, 1980] et suit la séquence temporelle présentée sur la figure 5.1. Chaque essai commence par l'affichage du point de fixation central et des deux emplacements périphériques dans lesquels un motif de bruit blanc dynamique s'affiche à la fréquence de rafraichissement de l'écran (voir la section 5.2.3). Après un délai fixe de 750 ms, l'indice visuel composé d'un nuage de points en déplacement est présenté pendant 250 ms autour du point de fixation. Les sujets ont pour instruction d'extraire la direction principale du déplacement de l'indice pour déterminer le côté droit ou gauche de l'emplacement dans lequel sera présenté une cible visuelle. L'extinction de l'indice est suivie d'une période préparatoire de durée variable (1500 à 2500 ms) pendant laquelle les sujets ont pour instruction d'orienter leur attention de manière implicite (sans bouger les yeux du point de fixation) dans la direction perçue de l'indice. Ce déplacement de l'attention vise à anticiper l'affichage d'une cible visuelle qui va apparaitre pendant 70 ms dans l'emplacement

indiqué par l'indice. Le but de la tache est de détecter l'apparition de la cible et d'identifier son orientation par rapport à l'axe vertical. Les sujets répondent à cette cible en appuyant aussi rapidement et précisément que possible sur les boutons d'un boitier maintenu avec les 2 mains, selon une convention prédéfinie : appui sur bouton droit avec le pouce de la main droite quand la cible est orientée à $+45°$ et appui sur le bouton gauche avec le pouce de la main gauche quand la cible est orientée à $-45°$. Suite à la réponse du sujet, l'emplacement de la cible est à nouveau présenté de manière explicite sur l'écran afin de déterminer si l'orientation de l'attention du sujet était en adéquation avec l'emplacement de la cible. Cette adéquation est évaluée à partir du rapport subjectif du sujet auquel on demande de répondre à la question suivante : *Avez-vous orienté votre attention en direction de la cible ?* Une réponse main droite indique que la cible s'est affiché dans l'emplacement attendu par le sujet, tandis qu'une réponse main gauche indique ce que nous allons qualifier d'erreur spatiale dans le reste de cette étude, pour chaque indice ayant orienté l'attention du sujet vers l'emplacement opposée à la cible. Les réponses produites par le sujet sont enregistrées avant de passer à l'essai suivant, 2 s après la réponse au rapport subjectif. Ces réponses sont utilisées pour calculer la performance comportementale des sujets, en term de temps de réaction (TR), de taux d'erreur (TE) de perception de la cible et de taux d'erreur spatiale (TES). L'emplacement des cibles et leurs orientations suivent une séquence pseudo-aléatoire pour s'assurer que 3 cibles consécutives ne s'affichent pas soit dans le même emplacement, soit avec la même orientation. Cette contrainte permet d'éviter les effets de répétition ou de séquence pouvant influencer les performances comportementales des sujets.

5.2.2 Paramétrage de l'indice spatial

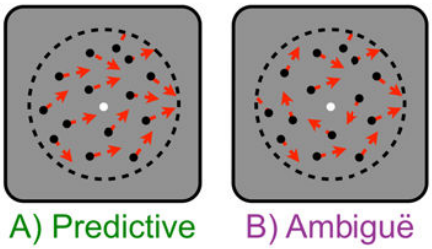

FIGURE 5.2 – Représentation schématique des indices de la condition prédictive (A) et ambiguë (B). Les flèches rouges indiquent la direction des points.

La figure 5.2 montre une représentation schématique des indices dans les conditions prédictive et ambiguë. Les indices sont composés de 400 points ayant une taille de $0,1°$ d'angle visuel. Chaque point se déplace avec une vitesse de $2°/s$ dans une direction constante au sein d'un disque de $5°$ centré autour du point de fixation

central. Pour chaque essai, la direction des points est tirée aléatoirement dans une distribution de Von-Mises dont la moyenne représente la direction de l'emplacement où apparaîtra la cible (0° ou 180°). La cohérence des points est déterminée par l'inverse de la variance de la distribution. La direction moyenne de l'échantillon est calculée empiriquement et contrainte à un intervalle de valeurs entre +45° et −45° pour les indices pointant vers la droite, et entre 135° et 225° pour les indices pointant vers la gauche. Le paramètre de cohérence est calculé pour chaque sujet avant l'expérience par une procédure adaptative [Watson and Pelli, 1983]. Cette procédure permet d'adapter la cohérence du déplacement des points au seuil de perception des sujets et de contrôler le TES que nous allons enregistrer pendant l'expérience. La procédure comprend une séquence d'essais de type stimulus-réponse où la cohérence de l'indice est ajusté à chaque essai en fonction de la réponse aux essais précédents pour converger vers un seuil de cohérence correspondant à 25 % de TES après 40 essais. Les indices de la condition prédictive sont paramétrés avec un seuil de cohérence correspondant à une TES de 10 % d'essais, déduit à partir du seuil de cohérence à 25 % [Watson and Pelli, 1983, Dosher and Lu, 2000]. Dans la condition ambiguë, le paramètre de cohérence est fixé à 0 de sorte que la direction de chaque point soit tirée aléatoirement à partir d'une distribution circulaire uniforme. Néanmoins, comme le nombre de points est un ensemble fini, la norme du vecteur résultant de la direction des points n'est pas nulle. La direction résiduelle est utilisée pour sélectionner l'emplacement de la cible mais la norme du vecteur est contrainte à ne pas dépasser une valeur de 0,05. Cette valeur maintient la direction de l'indice en dessous du seuil perceptif des sujets de sorte qu'ils distinguent la direction indiquée au niveau de chance, c'est-à-dire avec un taux d'erreur spatiale proche de 50 %. En fixant une proportion de 75 % d'essais dans la condition prédictive et de 25 % dans la condition ambiguë, on peut s'attendre à observer un taux d'erreur spatial global (TES_{glob}) tels que $75 \times 10\% + 25 \times 50\% = 20\%$, avec $TES_{pred} = 10\%$ et $TES_{ambi} = 50\%$. Ce niveau de performance est critique pour réaliser l'expérience dans des conditions similaires à un paradigme de pré-indiçage classique [Posner, 1980] dans lequel la proportion d'essais valides est élevée pour contraindre les sujets à maintenir une stratégie d'orientation implicite de l'attention. En effet, dans notre expérience le taux d'erreur spatial proche de 20 % présuppose que tous les sujets vont volontairement orienter leur attention vers un des deux emplacements périphériques et qu'ils ne vont pas la partager entre ces 2 emplacements, comme dans l'expérience précédente. De manière importante, les sujets ne sont pas informés à l'avance des deux conditions expérimentales, mais reçoivent pour instruction de toujours orienter leur attention vers l'un des deux emplacements, même lorsqu'ils ne sont pas sûrs de la direction perçue dans l'indice. Après l'expérience, la plupart des sujets nous ont rapportés ne pas s'être rendu compte de l'inclusion d'indices ambigus, mais avoir eu parfois plus de difficulté à discriminer la direction indiquée.

5.2.3 Paramétrage de la cible visuelle

Les cibles visuelles utilisées dans l'expérience précédente ont été réutilisées pour cette expérience. On rappelle qu'il s'agit d'ondelettes 2D orientées à $\pm 45°$ qui apparaissent dans un des deux emplacements de dimension $5 \times 5°$ (323×323 pixels) et situés à $\pm 9,23°$ d'excentricité horizontale et $-5°$ d'excentricité verticale du point de fixation central [Bahramisharif et al., 2011]. Un bruit blanc s'affiche en continu dans les deux emplacements pendant toute la durée de l'essai. Le contraste du bruit est fixé à 35 % de l'intensité maximale de l'écran et sa résolution spatiale est 10 fois plus petite que celle des cibles. Le contraste des cibles est adapté à chaque sujet avant l'expérience pour s'assurer que le taux d'erreur dans la discrimination de l'orientation de la cible sera inférieur à 10 % pour les essais où la cible apparaît dans l'emplacement attendu par le sujet. La procédure adaptative est identique à celle utilisée dans l'expérience précédente. Afin de ne pas introduire d'ambiguïté sur l'emplacement indiqué, nous avons utilisé une flèche orientée vers l'emplacement de la cible à chaque essai.

5.3 Performance comportementale

5.3.1 Procédures adaptatives

Avant l'expérience, les sujets ont donc passé deux procédures adaptatives pour déterminer d'une part, le seuil de cohérence des points pour les indices de la condition prédictive et d'autre part, le seuil de contraste en pourcentage d'intensité lumineuse pour l'affichage des cibles. La figure 5.3 montre l'évolution de chaque paramètre (cohérence à droite, contraste à gauche) pendant la procédure pour chaque sujet. En moyenne à travers les sujets, le seuil de cohérence est de 1,29 ± 0,26 et celui du contraste est de 17,80 ± 7,23 %. On rappelle que les indices de la condition prédictive ont été ajustés au seuil de cohérence et ceux de la condition ambiguë fixés à 0. Toutes les cibles ont été affichées au seuil de contraste, à une valeur bien inférieure au contraste d'affichage du bruit blanc (t-test à 35 %, $t = -7,131; p = 5,475 \times 10^{-5}$). De plus, la valeur du seuil de contraste obtenu en moyenne à travers les sujets est inférieure à celle obtenue pour l'expérience précédente. A la fin de la procédure adaptative, nous avons noté un effet intéressant sur les deux derniers sujets qui ont les seuils de contrastes les plus bas du groupe. Ces deux sujets étaient parfaitement capables de discriminer la cible en orientant leur attention vers son emplacement, mais ils ne pouvaient même pas détecter son affichage en regardant l'emplacement de manière explicite. Autrement dit, la perception de la cible était meilleure en vision périphérique qu'en vision centrale. Cet effet a été reproduit sur des chercheurs du laboratoire qui travaillent sur la vision et a suscité des interrogations sur ce phénomène qui nécessite d'autres d'expériences pour obtenir plus d'explication.

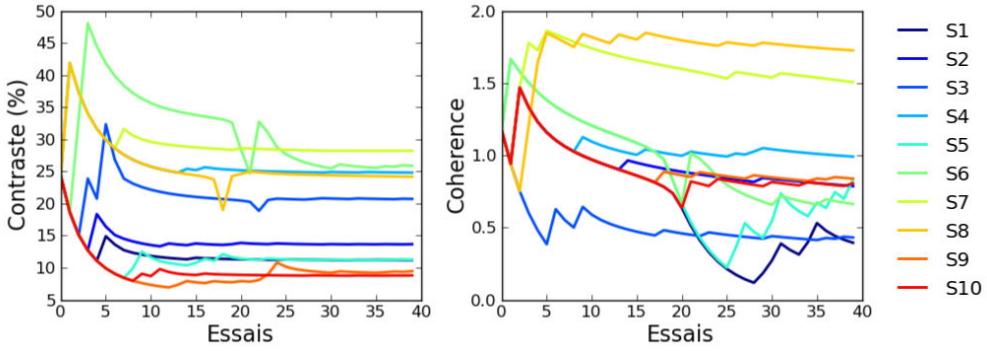

FIGURE 5.3 – Evolution des paramètres de la cible (contraste, à gauche) et de l'indice (coherence, à droite) pendant la procédure adaptative. Pour chaque sujet, les paramètres convergent au seuil correspondant à 75 % de bonne réponse.

5.3.2 Taux d'erreur spatiale sur l'indice

Pendant la réalisation de la tâche, le TES moyen à travers les sujets était de 18,23 ± 2,78 %, en regroupant les essais de la condition prédictive et ambiguë. Ce résultat est très proche du niveau de performance attendu. En effet les seuils de cohérence de l'indice ont été calculés pour obtenir un TES moyen de 20 % (voir la section 5.2.2). La figure 5.4 montre le TES obtenu dans la condition prédictive et ambiguë. En moyenne à travers les sujets, le TES est bien plus faible dans la condition prédictive (9,51 ± 3,39 %) que dans la condition ambiguë (44,42 ± 9,41 %). Ce résultat est fortement significatif à travers les sujets (t-test apparié, $t = -11,236; p = 5,408 \times 10^{-7}$). Cet effet est en adéquation avec les seuils de cohérence pré-sélectionnés dans les conditions prédictives et ambiguë à partir de la procédure adaptative ; le TES obtenu n'est pas significativement différent du résultat attendu dans la condition prédictive (t-test à 10 %, $t = 0,4566, p = 0.6587$) et dans la condition ambiguë (t-test à 50 %, $t = 1,894, p = 0,09074$). Ce résultat montre que dans la condition ambiguë, aucune relation ne peut être établie entre l'information spatiale contenue dans l'indice et l'emplacement de la cible sélectionné par le sujet.

5.3.3 Temps de réaction sur la cible

L'orientation de l'attention visuospatiale influence fortement la rapidité des réactions à l'apparition de la cible dans la condition prédictive (barres vertes, figure 5.5) et ambiguë (barres bleues, figure 5.5). Le TR est calculé en moyenne à travers les essais où le sujet a orienté son attention vers l'emplacement de la cible (indice correct, figure 5.5) et à travers les essais où le sujet a commis une erreur spatiale d'orientation de l'attention (indice incorrect, figure 5.5). En moyenne à travers les sujets, le TR est bien plus court lorsque l'attention des sujets est orientée

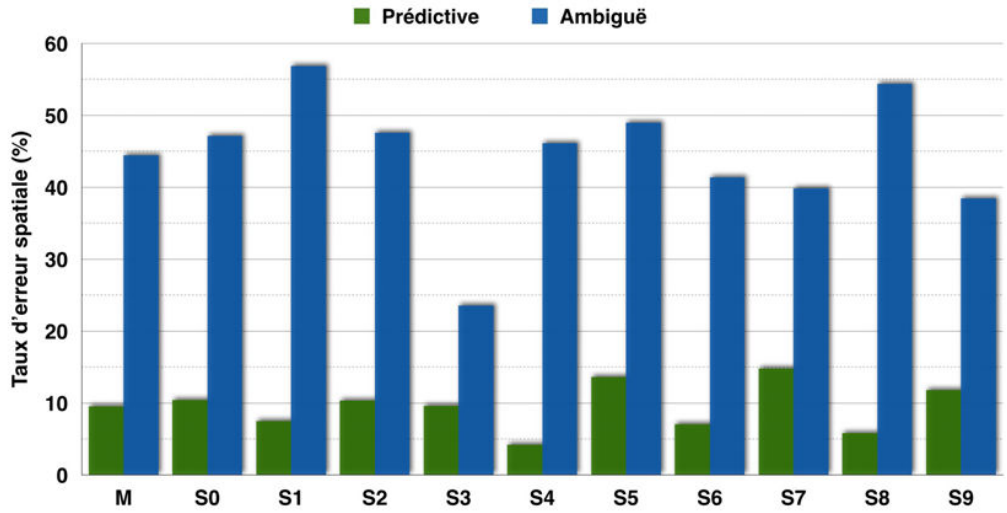

FIGURE 5.4 – Taux d'erreur spatiale moyen à travers les sujets et pour chaque sujet.

vers l'emplacement de la cible. Cet effet d'indiçage spatial est significatif à travers les sujets dans la condition prédictive (0,725 ± 0,130 s vs 1,403 ± 0,402 s ; $t = -7,531; p = 1,990 \times 10^{-5}$) comme dans la condition ambiguë (0,861 ± 0,178 s vs 1,28 ± 0,279 s ; $t = 8,862; p = 4,753 \times 10^{-6}$). En regroupant les essais indépendamment de l'orientation de l'attention des sujets, le TR des sujets est en moyenne plus rapide dans la condition prédictive que dans la condition ambiguë (0,789 ± 0,146 s vs 1,047 ± 0,203 s, $t = -5,238; p = 0,000536$).

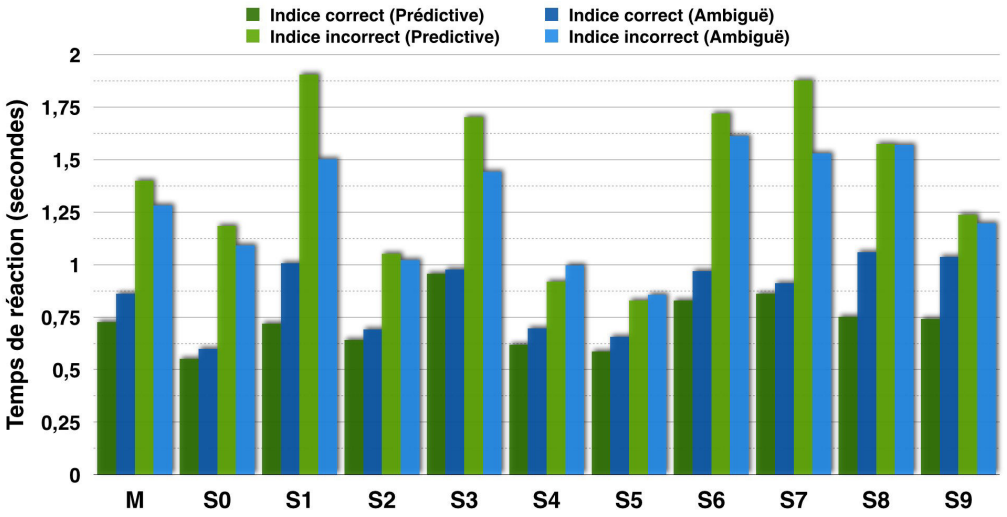

FIGURE 5.5 – Temps de réaction moyen à travers les sujets et pour chaque sujet.

5.3.4 Taux d'erreur sur la cible

L'orientation de l'attention visuospatiale influence aussi la perception de la cible dans la condition prédictive (barres vertes, figure 5.6) et ambiguë (barres bleues, figure 5.6). Le TE est calculé à partir des réponses à l'orientation de la cible sur les mêmes catégories d'essais que pour le TR (figure 5.5). En moyenne à travers les sujets, le TE est plus faible lorsque l'attention des sujets est orientée vers l'emplacement de la cible (figure 5.6, indice correct vs indice incorrect). Cet effet d'indiçage spatial est significatif à travers les sujets dans la condition prédictive (6,42 ± 5,72 % vs 48,08 ± 20,84 %, $t = -6,617; p = 5,948 \times 10^{-5}$) comme dans la condition ambiguë (6,32 ± 4,92 % vs 33,04 ± 15,68 %, $t = -5,786; p = 1,762 \times 10^{-4}$). L'effet de pré-indiçage spatial sur le TE est plus faible dans la condition ambiguë que dans la conditions prédictive. Néanmoins comme pour le TR, les sujets sont plus précis en moyenne dans la condition prédictive que dans la condition ambiguë (10,081 ± 5,241 % vs 33,147 ± 15,031 %, $t = -3,616; p = 0,0056$).

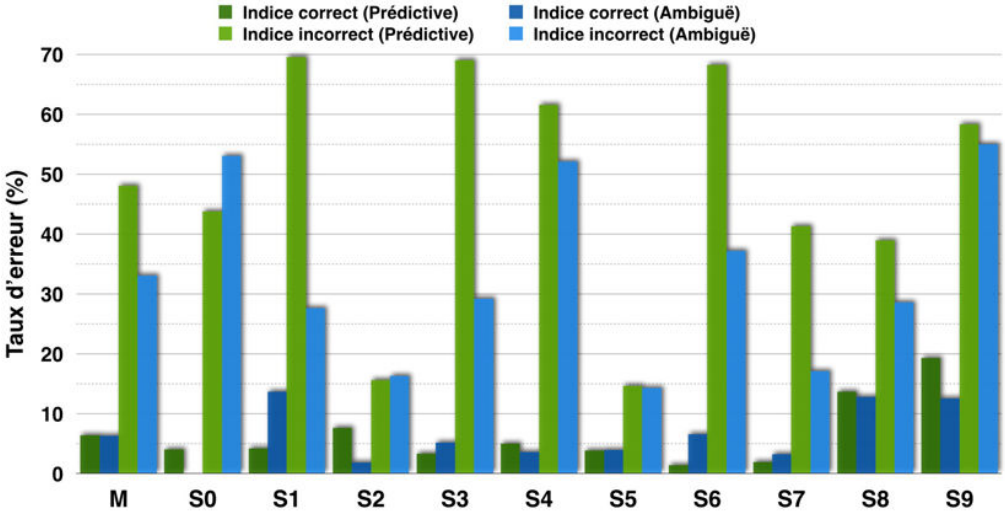

FIGURE 5.6 – Taux d'erreur sur l'orientation de la cible en moyenne à travers les sujets et pour chaque sujet.

5.4 Analyse statistique dans le domaine temps-fréquence

Dans cette section, nous allons étudier les variations de puissance impliquées dans la tâche (ERD/ERS) par des cartes statistiques calculées dans le domaine temps-fréquence. De manière similaire à l'expérience 1, les cartes temps-fréquence ont été calculées par une transformée en ondelette continue sur une gamme de fréquences allant de 5 à 35 Hz avec une résolution fixe (500 ms et 0,5 Hz). Les

ERD/ERS sont calculées par la différence de puissance (log-ratio) entre la fenêtre de temps analysée et une ligne de base prise sur une fenêtre de 0,5 s avant l'affichage de l'indice [Hu et al., 2014, Rihs et al., 2007]. Nous avons ensuite calculé un t-test à un échantillon pour extraire les régions du plan temps-fréquence montrant des ERD/ERS significativement différentes de 0. Cette analyse statistique est d'abord conduite au niveau du groupe de sujet pour étudier la distribution topographique de l'activité moyenne (sections 5.4.1 et 5.4.2), puis au niveau individuel pour étudier la conjonction des effets à travers les conditions (section 5.4.3).

5.4.1 Activité reliée à l'indice

L'activité reliée à l'affichage de l'indice est représentée par des cartes temps-fréquences calculées sur une fenêtre de 1,5 s après l'affichage de l'indice (à t = 0 s). L'organisation topographique de ces cartes est montrée pour les essais de la condition prédictive où l'attention est orientée à droite (figure 5.7) et à gauche (figure 5.8), ainsi que pour les essais de la condition ambiguë (attention à droite figure 5.9 et attention à gauche figure 5.10). Les lignes de contours indiquent les régions du plan temps-fréquence associées à une ERD/ERS significative à travers les sujets ($p < 0,05$). Les ERD/ERS significatives sont réparties à travers des régions pariéto-occipitales sur les deux hémisphères, centrales sur l'hémisphère droit et frontales sur la ligne médiale, notamment sur les électrodes agrandies sur chaque figure. Sur les régions pariéto-occipitales, on peut observer une ERS significative à t = 0 s qui reflète des fluctuations basses fréquences brièvement reliées à l'affichage de l'indice, notamment sur PO7 et PO8. De plus, une ERD intervient de manière transitoire et bilatérale à t=0,5 s, dans la bande alpha (autour de 10 Hz) sur les électrodes occipitales et dans la bande bêta (autour de 20 Hz) sur les électrodes pariétales. Cependant, l'ERD sur les électrodes occipitales dans la bande alpha n'est significative à travers les sujets, uniquement lorsque l'attention s'oriente à droite dans la condition ambiguë (figure 5.9). Cette ERD est suivie par une ERS significative à partir de t = 1 s qui s'étend jusqu'à la fin de la fenêtre d'analyse. En particulier, cette ERS est significative sur les électrodes situées au dessus de l'hémisphère droit pour les essais où l'attention est orientée à droite (voir PO8 sur les figures 5.7 et 5.9) et elle est significative bilatéralement pour les essais où l'attention est orientée à gauche (voir PO7 et PO8 sur les figures 5.8 et 5.10). Par ailleurs, cette ERS est accompagnée par une ERD dans la bande bêta sur les régions centrales de l'hémisphère droit (C2 ou C4 sur les figures 5.7, 5.8, 5.9 et 5.10). On peut aussi observer une ERS dans la bande alpha sur les électrodes frontales (Fz ou AFz à t=0,5 s sur les figures 5.7, 5.8, 5.9 et 5.10). Cette ERS couvre de manière significative une région du domaine temps-fréquence plus étendue dans la condition prédictive que dans la condition ambiguë. Dans l'ensemble, les ERD/ERS sont moins nettes dans la condition ambiguë en particulier pour l'ERD à t = 0,5 s et pour l'ERS avant l'affichage de

la cible. Cet effet est probablement lié au fait que le nombre d'essais réalisés par les sujets et inclus dans l'analyse est plus faible dans la condition ambiguë que dans la condition prédictive. De plus, nous avons observé quelques différences significatives entre les cartes temps-fréquences où l'attention s'oriente à gauche vs droite dans la condition prédictive, notamment au niveau de l'ERS dans la bande alpha sur les régions pariéto-occipitales. Cependant, aucune différence significative n'est ressortie sur cette ERS en comparant les essais où l'attention est orientée à droite ou à gauche dans la condition prédictive et ambiguë.

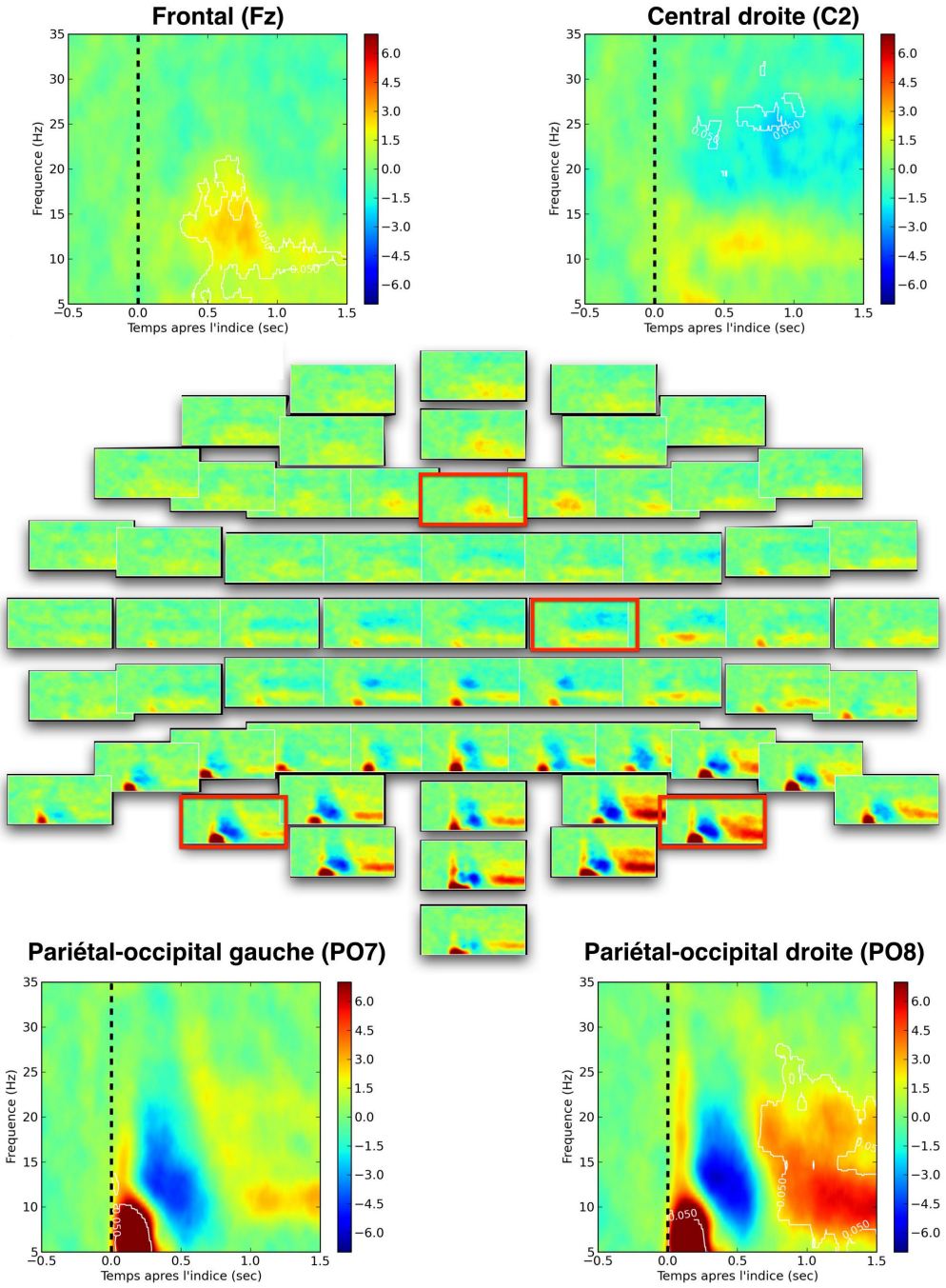

FIGURE 5.7 – Activité reliée à l'affichage de l'indice (ligne discontinue) pour les essais où l'attention est orientée à droite dans la condition prédictive.

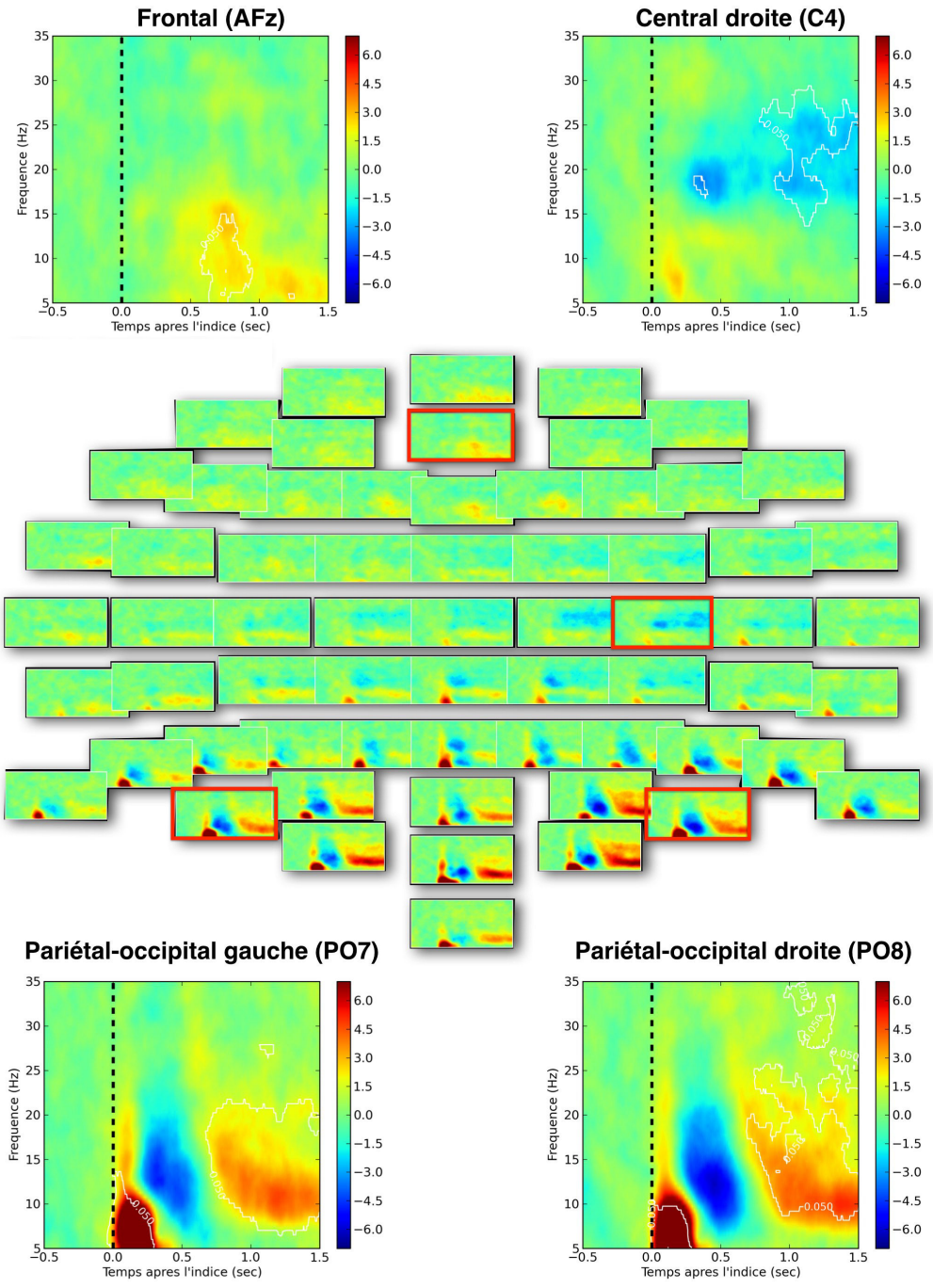

FIGURE 5.8 – Activité reliée à l'affichage de l'indice (ligne discontinue) pour les essais où l'attention est orientée à gauche dans la condition prédictive.

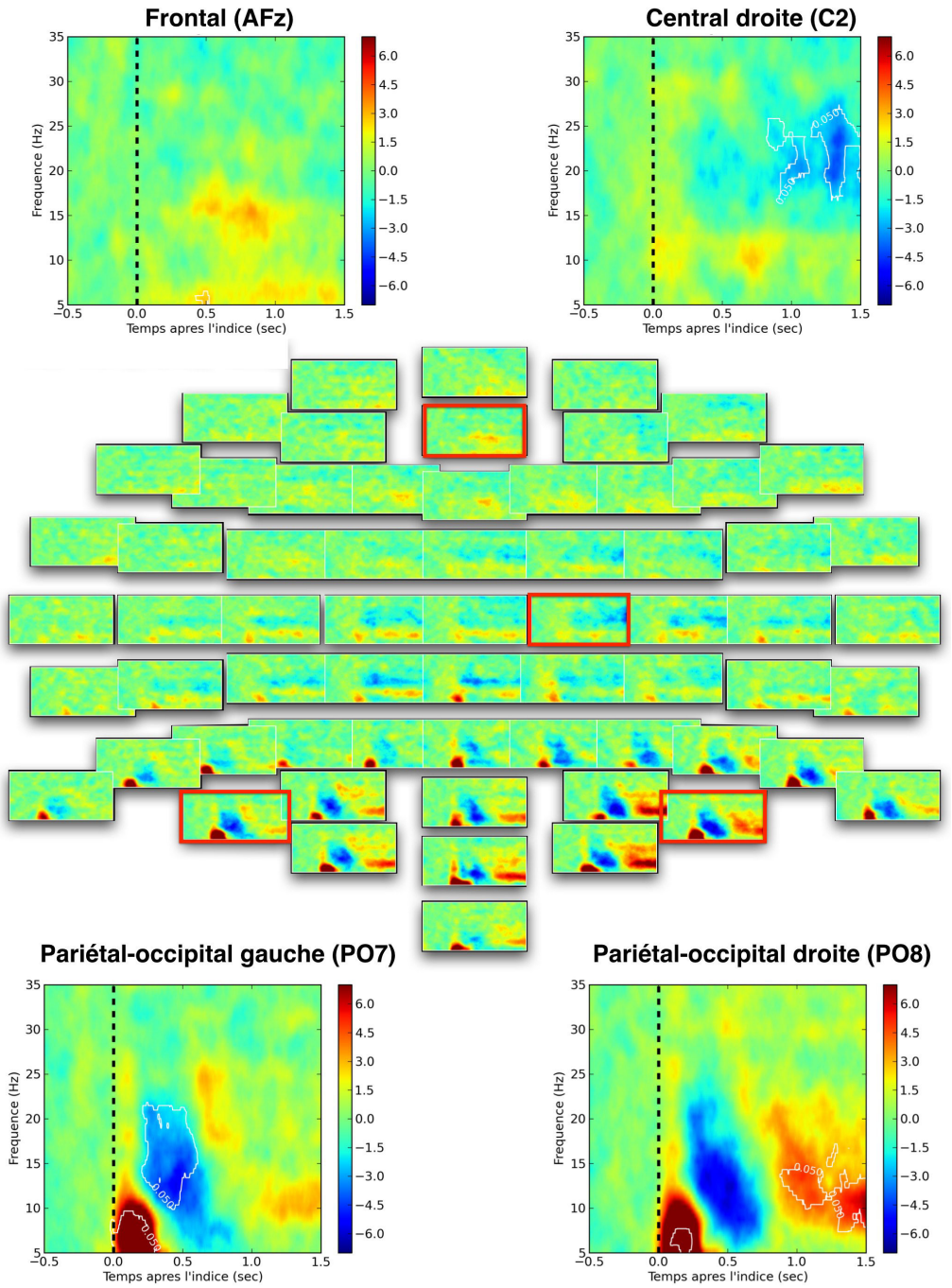

FIGURE 5.9 – Activité reliée à l'affichage de l'indice (ligne discontinue) pour les essais où l'attention est orientée à droite dans la condition ambiguë.

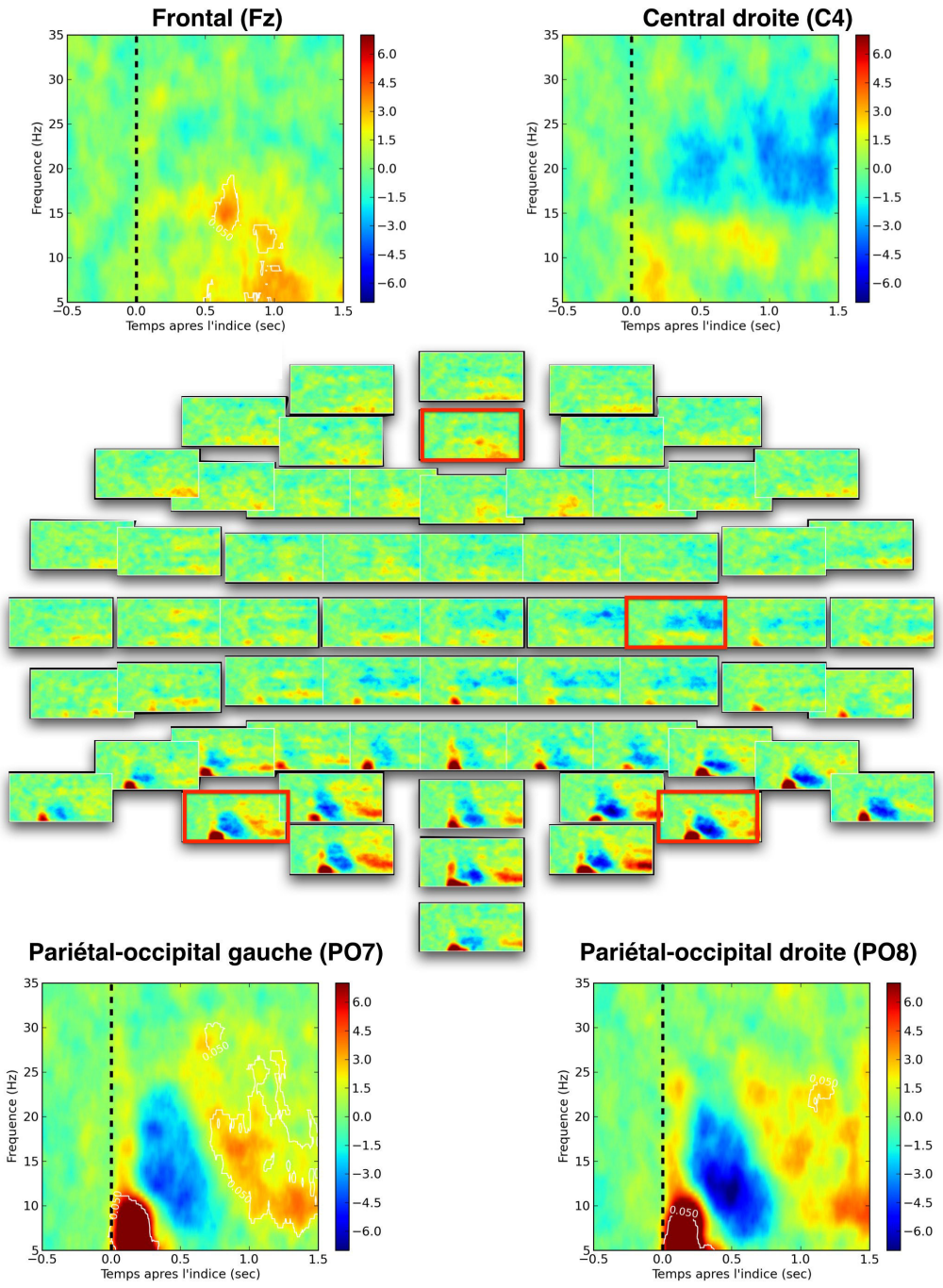

FIGURE 5.10 – Activité reliée à l'affichage de l'indice (ligne discontinue) pour les essais où l'attention est orientée à gauche dans la condition ambiguë.

5.4.2 Activité reliée à la cible

L'activité reliée à l'affichage de la cible est représentée par des cartes temps-fréquences calculées en moyenne à travers les sujets, sur une fenêtre de 1,5 s avant l'affichage de la cible (à t = 0 s). L'organisation topographique de ces cartes est montrée pour les essais de la condition prédictive (attention à droite figure 5.11 et attention à gauche figure 5.12), et pour la condition ambiguë (attention à droite figure 5.13 et attention à gauche figure 5.14). Les ERD/ERS significatives sont réparties au niveau des régions occipitales sur les deux hémisphères et des régions centrales de l'hémisphère droit. L'ERS dans la bande alpha est significative bilatéralement environ 1 seconde avant l'apparition de la cible pour les essais de la condition prédictive et ambiguë. Cette ERS s'étend aussi sur la bande bêta mais ne semble refléter qu'une harmonique de fréquence de la bande alpha. Pour les essais où l'attention est orientée à droite (figures 5.11 et 5.13), les régions significatives dans le domaine temps-fréquence sont plus étendues sur les électrodes situées au dessus de l'hémisphère droit que de l'hémisphère gauche. En revanche, l'étendue de ces régions est équivalente pour les essais où l'attention est orientée à gauche (figures 5.12 et 5.14). L'ERD est significative dans la bande bêta environ 1 seconde avant l'affichage de la cible sur les régions centrales de l'hémisphère droit dans les deux conditions (voir C4 sur les figures 5.11, 5.12, 5.13 et 5.14). L'ERS observée sur les cartes temps-fréquences des régions frontales en lien avec la présentation de l'indice n'est plus significative sur les cartes reflétant l'activité reliée à la cible (voir AFz sur les figures 5.11, 5.12, 5.13 et 5.14). En lien avec la littérature l'attention visuospatiale endogène, ces observations suggèrent que l'ERS occipitale dans la bande alpha et l'ERD centrale dans la bande bêta semble plutôt reliée à la cible qu'à l'indice. Ces résultats confirment les travaux antérieurs ayant suggéré qu'une ERD reflète plutôt une augmentation de l'excitabilité corticale reliée à l'anticipation de la cible [Romei et al., 2008, Capilla et al., 2014, Wyart and Tallon-Baudry, 2008, Yamagishi et al., 2003, 2005] tandis qu'une ERS reflète l'inhibition de l'hémichamp visuel opposé à l'orientation spatiale de l'attention [Worden et al., 2000, Sauseng et al., 2005, Thut et al., 2006, Rihs et al., 2009, Cosmelli et al., 2011, Rihs et al., 2007]. De plus, nous avons aussi observé des différences entre les essais où l'attention est orientée à gauche vs à droite, notamment sur les régions du domaine temps-fréquence couvertes par l'ERD centrale et l'ERS occipitale dans la condition prédictive. Néanmoins, nous n'avons pas observé de différence significative dans la condition ambiguë, ce qui suggère que l'activité impliquée dans l'orientation de l'attention est plus variable à travers les sujets dans cette condition.

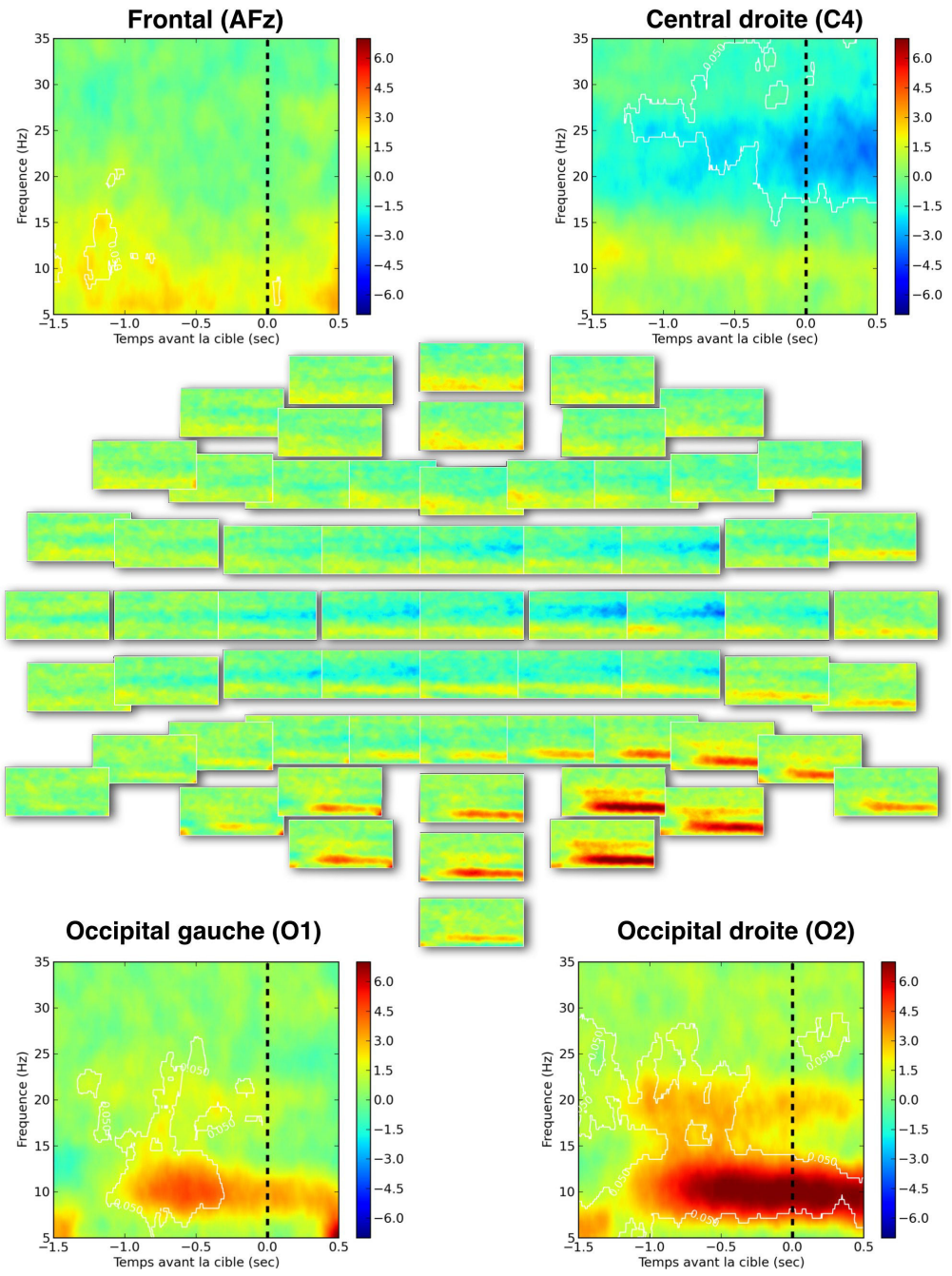

FIGURE 5.11 – Activité reliée à l'affichage de la cible (ligne discontinue) pour les essais où l'attention est orientée à droite dans la condition prédictive.

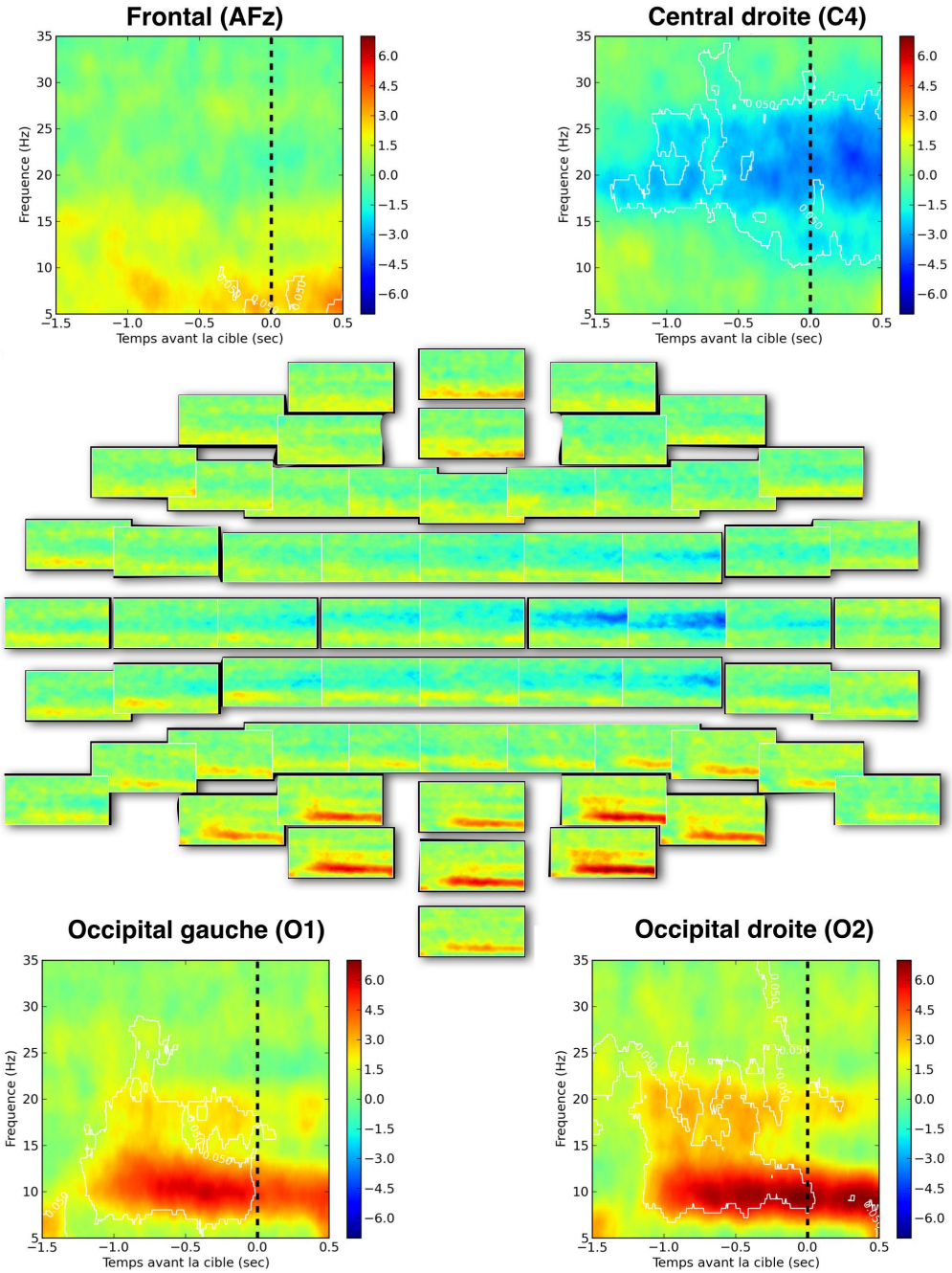

FIGURE 5.12 – Activité reliée à l'affichage de la cible (ligne discontinue) pour les essais où l'attention est orientée à gauche dans la condition prédictive.

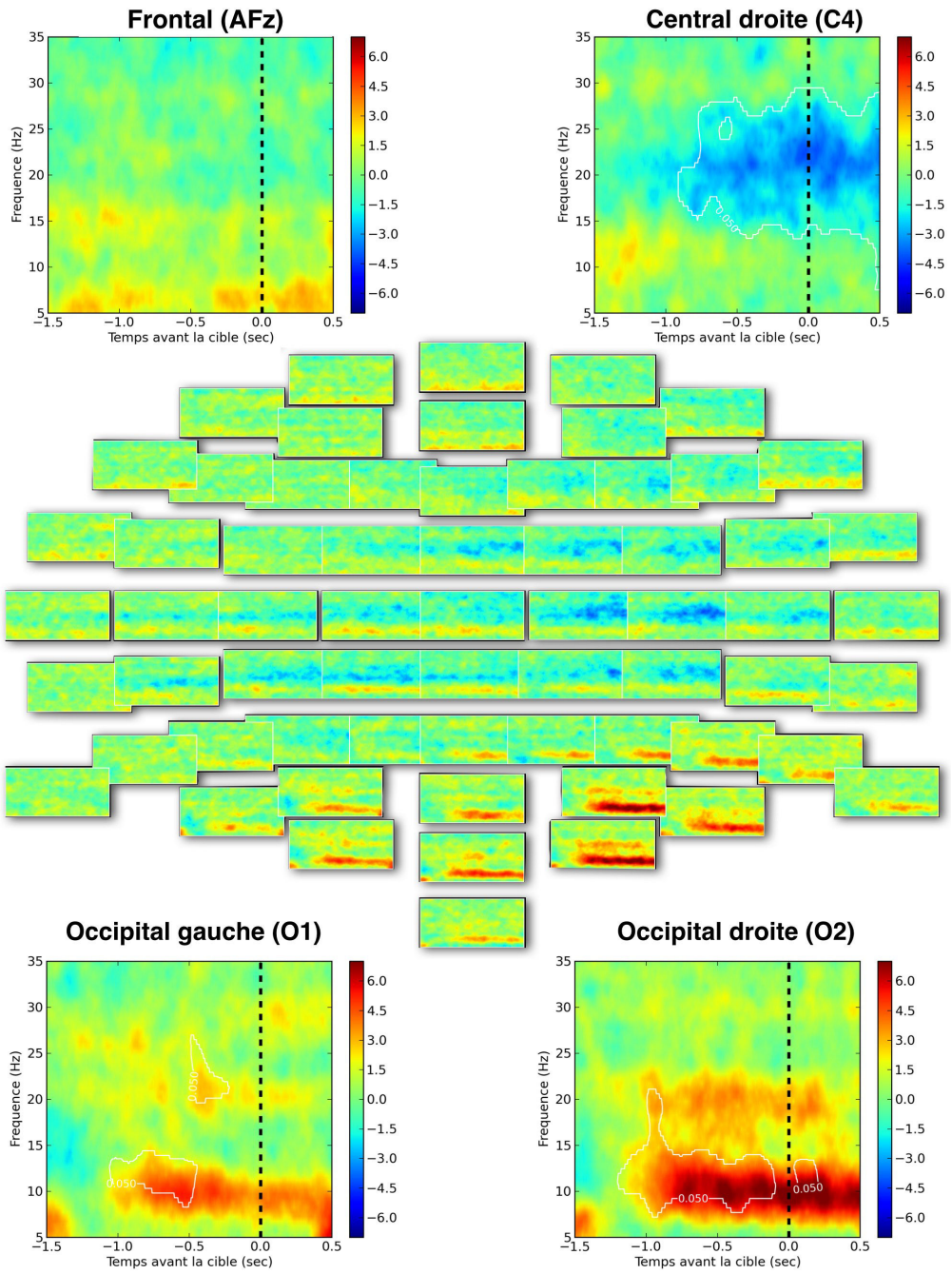

FIGURE 5.13 – Activité reliée à l'affichage de la cible (ligne discontinue) pour les essais où l'attention est orientée à droite dans la condition ambiguë.

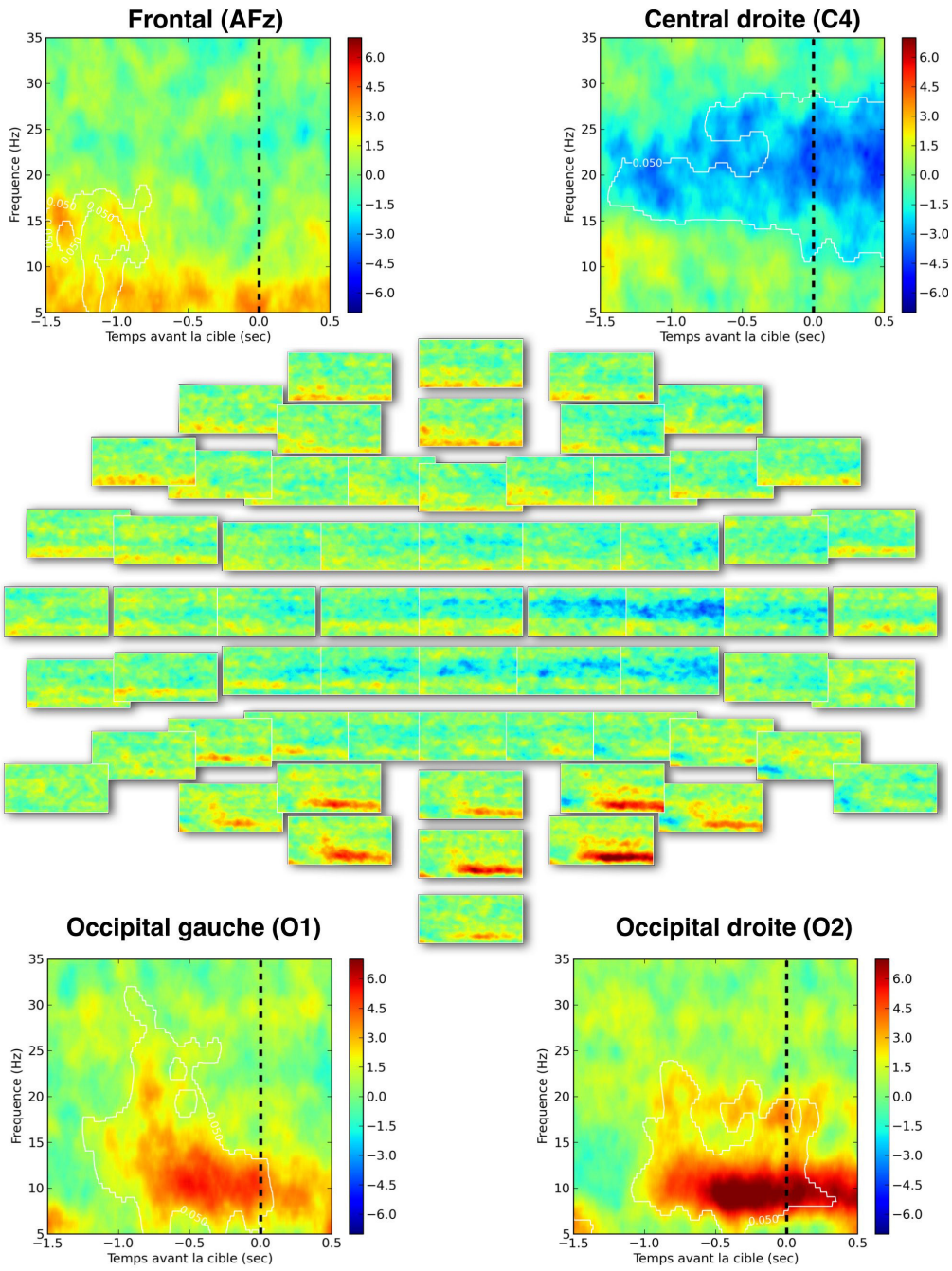

FIGURE 5.14 – Activité reliée à l'affichage de la cible (ligne discontinue) pour les essais où l'attention est orientée à gauche dans la condition ambiguë.

5.4.3 Conjonction des résultats individuels

L'objectif de cette analyse est d'étudier la conjonction des ERD/ERS significatives dans la condition prédictive et ambiguë. Pour cela, nous avons calculé les ERD/ERS en essai par essai sur les cartes temps-fréquences, de manière similaire à la section 5.4. Pour pouvoir comparer les cartes statistiques obtenues dans chaque condition, nous avons sélectionné un sous ensemble d'essais gauche et droite dans la condition prédictive pour équilibrer la proportion d'essais (75 % prédictive vs 25 % ambiguë). Comme les ERD/ERS calculées sur les essais droite et gauche de la condition ambiguë sont relativement similaires en moyenne à travers les sujets, nous les avons regroupé pour obtenir une proportion d'essai équivalente aux essais droite ou gauche de la condition prédictive. En moyenne, nous avons obtenu $3 \times 89,1 \pm 8,3$ essais par sujets après avoir rejeté ceux qui étaient contaminés par des mouvements oculaires ou des artefacts dépassant 5 fois l'écart type des signaux EEG. Le test statistique à un échantillon est calculé pour les trois catégories d'essais, sur les cartes temps-fréquence corrigées par la ligne de base des essais uniques (section 3.5.1). Ensuite, pour chaque carte statistique, les régions étant significativement différentes de la ligne de base ($p < 0,05$) sont annotées comme ERD si la difference est négative ou comme ERS si la différence est positive. Pour illustrer le résultat du seuillage, la figure 5.17 montre des ERD/ERS significatives sur un échantillon de sujets pour les électrodes présentant les régions les plus étendues. Enfin, l'analyse de conjonction consiste à calculer l'intersection des régions ayant une ERD ou une ERS significative dans les trois catégories d'essais. Chaque pixel des cartes temps-fréquences est associé à la valeur ± 1 s'il appartient à une ERD/ERS pour les essais droite et gauche de la condition prédictive et les essais de la condition ambiguë. Pour résumer les résultats de cette analyse sur l'ensemble des données, on calcule la somme des cartes de conjonction à travers les sujets pour chaque électrode pour les ERD/ERS reliées à l'indice (figure 5.15) et reliées à la cible (figure 5.16). On peut observer que l'ERS reflétant le potentiel évoqué par l'affichage de l'indice est présent quasiment chez tous les sujets ($N \geq 8$) sur les électrodes postérieures en moyenne (à travers les électrodes) à 6,58 ± 0,53 Hz et 166 ± 8 ms. L'ERD reliée à l'indice est présente pour au moins 4 sujets, d'une part sur des électrodes pariétales et occipitales (PO3, PO4, PO7, PO8, POz) dans la bande alpha (f=11,8 ± 0,8 Hz) après l'indice (t=412 ± 25 ms), et d'autre part sur des électrodes pariéto-centrales (Pz, P4, P6 et CP2) dans la bande bêta (f=15,25 ± 3 Hz) au même instant (t=404 ± 35 ms). Par ailleurs, l'ERS reliée à la cible est présente pour au moins 4 sujets sur les électrodes pariétales et occipitales (Oz, O2, O1, POz, PO8, PO4 et P6) dans la bande alpha (f=10,31 ± 0,34 Hz) avant l'affichage de la cible (t=-440 ± 172 ms). L'ERD reliée à la cible est présente pour au moins 3 sujets dans la bande bêta (f=21,86 ± 1,48 Hz) après l'affichage de la cible (t=105 ± 282 ms), sur les électrodes centrales situées au dessus de l'hémisphère droit.

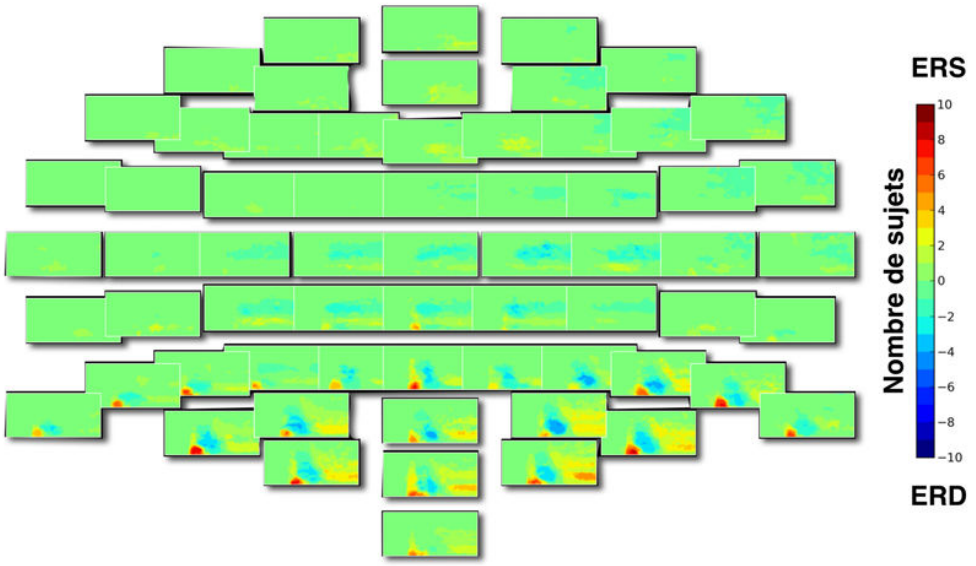

FIGURE 5.15 – Somme des conjonctions à travers les sujets pour les ERD/ERS reliées à l'indice.

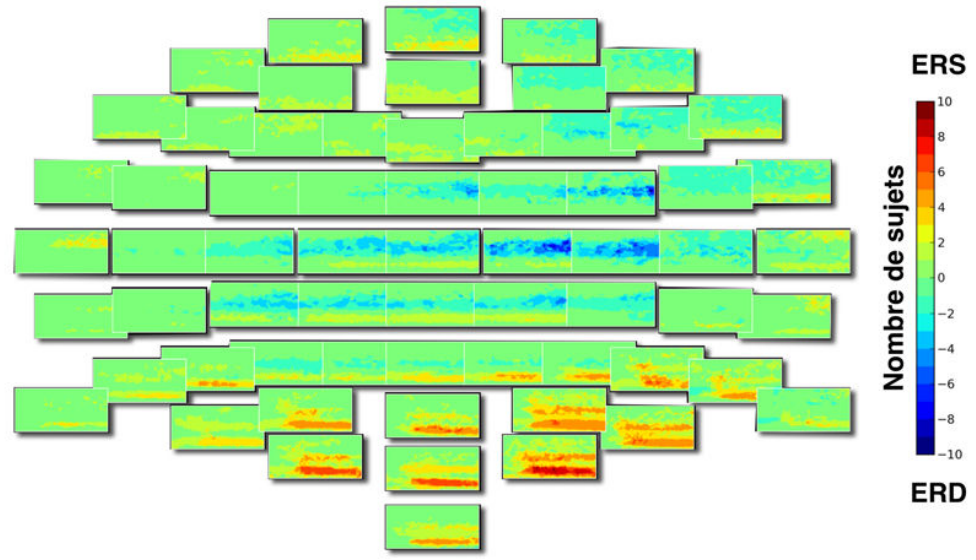

FIGURE 5.16 – Somme des conjonctions à travers les sujets pour les ERD/ERS reliées à la cible.

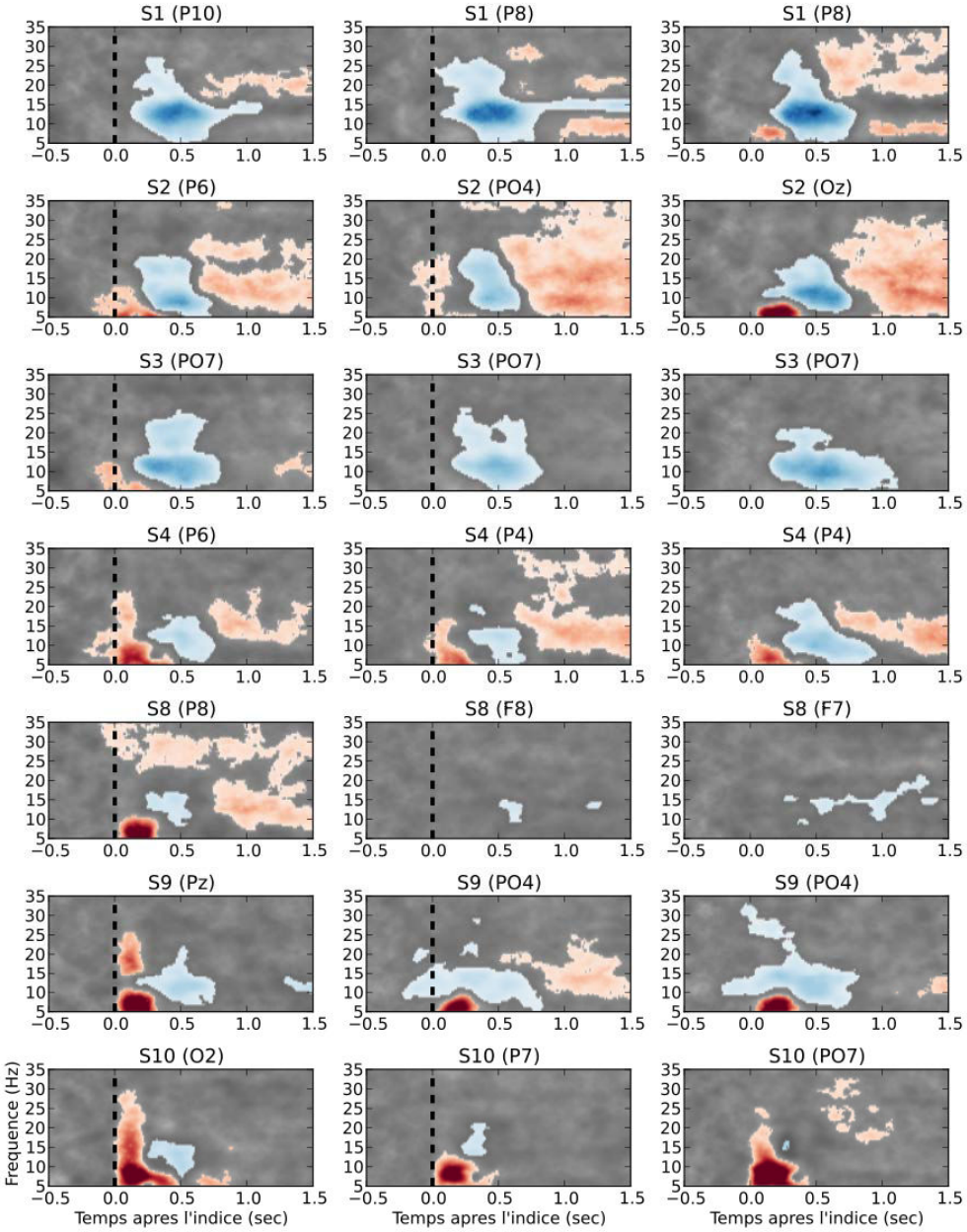

FIGURE 5.17 – Echantillons d'ERD/ERS significatives (en bleu/rouge) reliées à l'indice chez certains sujets (en ligne) pour les essais gauche et droite dans la condition prédictive (colonne de gauche/droite) et ambiguë (colonne du milieu).

5.5 Analyse statistique dans le domaine spatio-temporel

Cette section présente les résultats de l'analyse des cartes statistiques calculées en essai par essai dans l'espace des sources pour étudier l'évolution temporelle des ERD/ERS au niveau de la surface corticale. L'objectif de cette analyse est de capturer la dynamique spatio-temporelle des ERD/ERS pour chaque sujet, en appliquant les méthodes d'extraction des caractéristiques dans l'espace des sources (DICS, LCMV et dSPM, voir sections 3.3.3 et 3.3.4). Étant basées sur des modèles réalistes du cortex cérébral et de la tête des sujets (voir section 3.2), ces méthodes sont particulièrement bien adaptées aux analyses statistiques individuelles. La puissance des signaux EEG filtrés dans une bande de fréquence est reconstruite sous la surface corticale à l'interface entre matière blanche/grise, puis lissée et sous échantillonnée d'un facteur 10 pour réduire la quantité de mémoire nécessaire aux calculs. La statistique des ERD/ERS est ensuite estimée en comparant la ligne de base avant l'apparition de l'indice, avec l'évolution temporelle de la puissance calculée pour chaque essai. Les sources et les instants temporels montrant une ERD/ERS significative sont regroupées en appliquant une méthode de seuillage [1] sur les valeurs de p, à $(p < 0,05)$, des cartes statistiques calculées à partir des essais de la condition prédictive (gauche ou droite) et ambiguë, de manière similaire à la section précédente. Cet méthode permet de réaliser une parcellisation des ERD/ERS montrant un profil de puissance similaire dans le domaine spatio-temporel. Pour contrôler cette parcellisation nous avons appliqué une contrainte de connectivité spatiale qui regroupe les sources situées au maximum à 10 mm de distance, et une contrainte de connectivité temporelle qui prend en compte la proximité des échantillons dans le temps. De plus, nous avons uniquement sélectionné les parcelles qui couvrent au moins à 0,5 % de la surface corticale par hémisphère (environ 17 sources). Ainsi, nous pouvons analyser les parcelles d'ERD/ERS extraites pour chaque ensemble d'essai à partir des caractéristiques suivantes :

— Les coordonnées du centre de masse dans le référentiel MNI (en mm).
— La somme des valeurs du test contenu dans chaque parcelle.
— La surface occupée par chaque parcelle sur un hémisphère (en %).
— La latence du centre de masse (en ms).
— La durée moyenne des ERD/ERS dans chaque parcelle (en ms).

Nous avons classé les ERD/ERS en 4 régions cérébrales (frontale, centrale, pariétale et occipitale) en fonction de l'annotation des centres de masses basée sur un atlas de parcellisation anatomique fourni par le logiciel Freesurfer (voir section 3.2.1). Cette annotation permet de comparer les ERD/ERS au niveau du groupe de sujets, en appliquant des tests statistiques sur leurs caractéristiques que ce soit entre ces 4 régions, ou entre les conditions expérimentales au sein d'une même région. Les

1. fonction mne.stats.cluster_level._find_clusters

résultats obtenus sont présentés pour la méthode de localisation qui a permis d'extraire le plus de parcelles, de manière à améliorer le pouvoir statistique des tests appliqués sur ces caractéristiques.

5.5.1 Activité reliée à l'indice

ERD dans la bande alpha

A travers le groupe de sujets, 29 parcelles montrant une ERD reliée à l'indice dans la bande alpha ont été extraites par la méthode DICS, contre 22 pour la méthode dSPM et 28 pour la méthode LCMV. Les centres de masses des parcelles sont répartis sur les régions occipitales (19 parcelles, Coordonnées MNI : $X = 7,6 \pm 16,8$ mm ; $Y = -94,2 \pm 5,4$ mm ; $Z = 1,7 \pm 10,8$ mm) et les régions pariétales (9 parcelles, $X = 1,8 \pm 33,2$ mm ; $Y = -69,9 \pm 12,0$ mm ; $Z = 32,2 \pm 12,0$ mm) à travers 5 sujets ayant en moyenne $5,8 \pm 3,56$ parcelles (2,2 sur l'hémisphère droit et 3,6 sur le gauche). En moyenne pour ces sujets, les ERD significatives ont une latence similaire dans les régions pariétales ($t = 424 \pm 86$ ms) et occipitales ($t = 437 \pm 39$ ms). Leurs durées ont tendance à être plus longue dans les régions occipitales (384 ± 113 ms) que dans les régions pariétales (309 ± 87 ms), bien que cette différence ne soit pas significative ($t = 1,692; p = 0,102$). D'autre part, les surfaces couvertes par ces parcelles sont significativement plus étendues ($t = 2,713; p = 0,0117$) dans les régions occipitales ($4,2 \pm 3,5$ %) que dans les régions pariétales ($0,9 \pm 0,4$ %). Par exemple, les parcelles du sujet 2 couvrent une surface plus étendue sur le lobe occipital que sur la voie dorsale, pour les essais gauche de la condition prédictive et les essais de la condition ambiguë (voir les parcelles bleues vs rouges (ou vertes) sur les figures 5.18 et 5.19). Cette différence se reflète aussi dans la somme des valeurs du test calculé au sein des parcelles (-5258 ± 2306 vs -49840 ± 49387 ; $t = 2,608; p = 0,0149$).

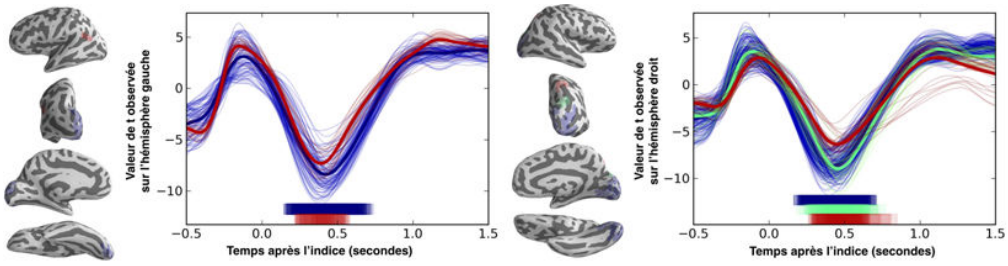

FIGURE 5.18 – ERD reliée à l'indice dans la bande alpha pour les essais gauche de la condition prédictive.

Nous avons aussi étudié les différences entre les essais de la condition prédictive et ambiguë en regroupant les centres de masse des parcelles sur les régions pariétales et occipitales. Les ERDs ont une latence moyenne de 469 ± 21 ms après l'indice dans

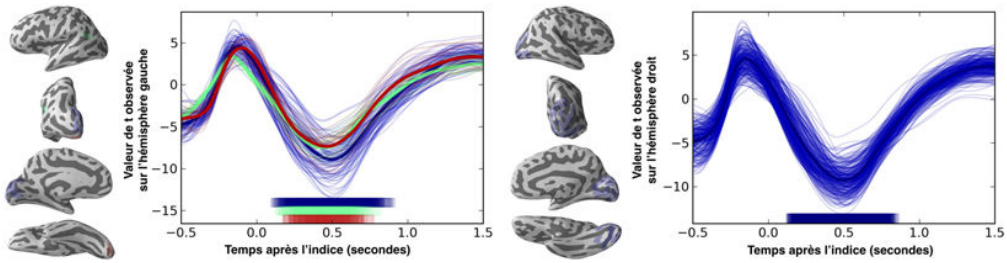

FIGURE 5.19 – ERD reliée à l'indice dans la bande alpha pour les essais de la condition ambiguë.

la condition ambiguë, contre 390 ± 85 ms et 416 ± 43 ms pour les essais de la condition prédictive où l'attention s'oriente à droite et à gauche, respectivement. Cette différence de latence est significative ($t = 3,224; p = 0,0034$) entre les ERD extraites dans la condition ambiguë (12 parcelles) et la totalité des ERDs extraites dans la condition prédictive (6 + 10 parcelles). Ce résultat est intéressant car il suggère un décalage dans le temps au niveau du traitement de l'indice qui varie en fonction de l'ambiguïté des indices, mais pas en fonction de l'information directionnelle qu'ils contiennent (gauche vs droite, $t = 0,752; p = 0,464$). De plus, nous avons relevé un décalage des centres de masse des ERD sur les régions pariétales-occipitales pour les essais de la condition prédictive. Les coordonnées MNI sur l'axe Z (dorso-ventral) montrent une différence de 11,2 mm vers la face dorsale de l'hémisphère ipsilatéral à l'orientation de l'attention ($Z = 18,7 \pm 22,6$ mm ; $t = -1,053$; $p = 0,3102$) par rapport à l'hémisphère controlatéral à l'orientation de l'attention ($Z = 7,5 \pm 17,1$ mm). Capilla et al. [2014] ont récemment décrit un effet similaire après l'affichage d'un indice visuospatial classique (une flèche). Cette étude suggère la présence d'une ERD centrée sur la voie ventrale du côté controlatéral (Coordonnées MNI : Z=-8mm) et une ERS centrée sur la voie dorsale du côté ipsilatéral (Z=36mm).

ERD dans la bande bêta

Au total, la méthode DICS a permis d'extraire 55 parcelles montrant une ERD significative dans la bande bêta, contre 30 pour la méthode dSPM et 53 pour la méthode LCMV. Les ERD reliées à l'indice dans la bande bêta sont principalement réparties sur les régions centrales (25 parcelles ; coordonnées MNI $X = 13,1 \pm 24,9$ mm ; $Y = -25,0 \pm 9,1$ mm ; $Z = 60,7 \pm 6,8$ mm), bien que d'autres ERD soient aussi présentes sur les régions pariétales (11 parcelles ; $X = 20,4 \pm 17,9$ mm ; $Y = -62,8 \pm 11,7$ mm ; $Z = 50,6 \pm 14,3$ mm), occipitales (11 parcelles ; $X = 13,1 \pm 14,0$ mm ; $Y = -95,0 \pm 3,3$ mm ; $Z = 4,4 \pm 11,3$ mm) et frontales (6 parcelles ; $X = 19,1 \pm 18,8$ mm ; $Y = 23,1 \pm 20,9$ mm ; $Z = 43,6 \pm 19,3$ mm). Ces parcelles sont significatives pour 6 sujets (S0, S1, S4, S5, S6 et S9) qui montrent en moyenne pour chaque

catégorie d'essais, 2 parcelles sur l'hémisphère droit et 1 parcelle sur l'hémisphère gauche. A travers ces sujets, la latence des ERD après l'indice est plus courte sur les régions occipitales (359 ± 19 ms), que sur les régions pariétales (659 ± 303 ms ; $t = 3,275$; $p = 0,004$) et centrales (791 ± 230 ms ; $t = 6,323$; $p = 2,57 \times 10^{-07}$). De plus, la durée des ERD extraites sur les régions centrales (780 ± 317 ms) est significativement plus grande que sur les régions pariétales (314 ± 163 ms ; $t = 4,488$; $p = 7,456 \times 10^{-05}$) et occipitales ($281 \pm 74$ ms ; $t = 5,232$; $p = 7,38 \times 10^{-06}$). Par exemple, les parcelles du sujet 0 montrent des ERD transitoires qui sont suivies d'une ERS, sur les régions occipitales, tandis que les ERD sont soutenues sur les régions centrales (voir courbes rouge et bleu sur les figures 5.20 et 5.21). Les différences de latence et de durée s'observent en particulier sur les bandes horizontales de couleur qui sont située en bas des courbes correspondant à ces régions cérébrales. De plus, la somme des valeurs du t-test calculé à travers chaque parcelle d'ERD sur les régions centrales (-46120 ± 27252) est aussi significativement plus importante que sur les régions pariétales (-9428 ± 12356 ; $t = -4,166$; $p = 1,928 \times 10^{-04}$) et occipitales ($-23098 \pm 20882$; $t = -2,526$; $p = 0,02$).

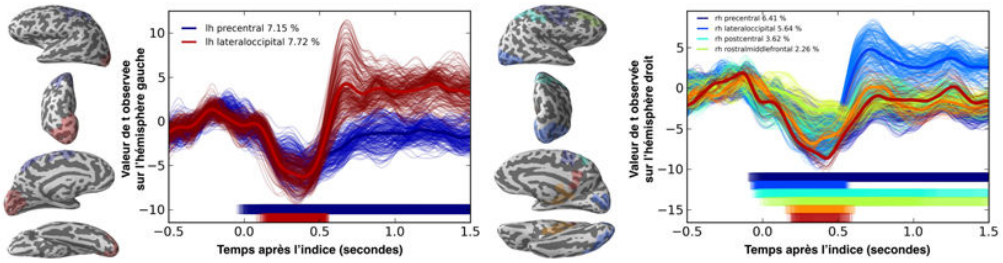

FIGURE 5.20 – ERD reliée à l'indice dans la bande bêta pour les essais droite de la condition prédictive.

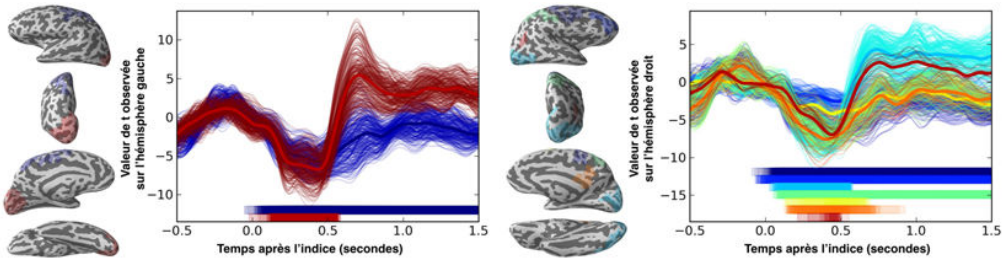

FIGURE 5.21 – ERD reliée à l'indice dans la bande bêta pour les essais de la condition ambiguë.

Les caractéristiques des ERD extraites sur les régions pariétales-occipitales ne montrent aucune différence significative entre les essais gauche et droite de la condition prédictive. Néanmoins, des tendances ont été observées sur la durée, la somme

des valeurs du test et l'étendue spatiale des ERD, en comparant la condition prédictive (9 + 6 parcelles) avec la condition ambiguë (8 parcelles). Premièrement, la durée des ERDs est plus courte pour les essais gauche (270 ± 126 ms) et droite (287 ± 54 ms) par rapport à la condition ambiguë (335 ± 135 ms ; $t = -1,025$; $p = 0,317$). Deuxièmement, la somme des valeurs du test est moins importante pour les essais gauche (-11189 ± 13734) et droite (-15393 ± 17155) par rapport à la condition ambiguë (-23478 ± 21996 ; $t = 1,291$; $p = 0,211$). Troisièmement, les ERD occupent une surface moins étendue pour les essais gauche ($2,2 \pm 2,4$ %) et droite ($2,7 \pm 2,9$ %) par rapport à la condition ambiguë ($4,5 \pm 3,9$ % ; $t = -1,475$; $p = 0,155$). Ces tendances suggèrent que le traitement des indices ambigus nécessite plus de temps et implique une surface corticale plus importante que le traitement des indices prédictifs. Cependant, la faible quantité de parcelles extraites ne permet pas de montrer que ces effets sont significatifs.

5.5.2 Activité reliée à la cible

ERS dans la bande alpha

La méthode DICS a extrait 142 parcelles montrant des ERS reliées à la cible qui sont significatives dans la bande alpha, contre 128 pour la méthode dSPM et 99 pour la méthode LCMV. Chaque sujet montre en moyenne 7 ERS significatives par hémisphère, avec un total de 73 parcelles extraites sur l'hémisphère droit ($X = 33,1 \pm 15,5$ mm ; $Y = -23,4 \pm 48,4$ mm ; $Z = 22,0 \pm 26,8$ mm) et 68 sur l'hémisphère gauche ($X = -29,8 \pm 17,1$ mm ; $Y = -29,7 \pm 48,3$ mm ; $Z = 18,0 \pm 27,4$ mm). Ces ERS sont équitablement réparties sur les régions frontales (42 parcelles ; $X = 7,6 \pm 28,9$ mm ; $Y = 26,4 \pm 20,8$ mm ; $Z = 24,6 \pm 25,3$ mm), pariétales (39 parcelles ; $X = -5,6 \pm 42,6$ mm ; $Y = 27,2 \pm -38,2$ mm ; $Z = 14,7 \pm 30,6$ mm), occipitales (31 parcelles ; $X = 0,7 \pm 18,7$ mm ; $Y = -96,1 \pm 5,2$ mm ; $Z = 1,8 \pm 11,5$ mm) et centrales (29 parcelles ; $X = 9,3 \pm 43,4$ mm ; $Y = -12,6 \pm 11,9$ mm ; $Z = 40,3 \pm 20,6$ mm). La surface corticale recouverte par ces ERS est plus étendue sur les régions occipitales ($10,2 \pm 9,7$ %) que sur les régions frontales ($2,6 \pm 4,5$ % ; $t = 3,813$; $p = 3,348 \times 10^{-04}$), centrales ($2,7 \pm 3,8$ % ; $t = 3,813$; $p = 3,348 \times 10^{-04}$) et pariétales ($3,1 \pm 10,0$ % ; t=2,926 ; p=0,005). Les valeurs du test observées sont aussi plus importantes sur les régions occipitales (412726±456452) que sur les régions frontales (95296±169182), centrales (67710±107874) et pariétales (134867±496739). La latence des ERS extraites dans les régions occipitales (-390 ± 145 ms, avant l'affichage de la cible) est plus courte que dans les régions pariétales (-424 ± 108 ms ; t=-1,885 ; p=0,063), frontales (-480 ± 153 ms ; t=-2,088 ; p=0,041) et centrales (-551 ± 351 ms ; t=2,30 ; p=0,025). Cette différence de latence confirme l'organisation du réseau de l'orientation de l'attention visuospatiale décrit dans la littérature [Miller and Buschman, 2013, Corbetta and Shulman, 2002, Raz and Buhle, 2006, Moore et al., 2003], en particulier du fait que certaines régions frontales peuvent in-

fluencer l'orientation de l'attention visuospatiale par des connections vers les régions pariétales et occipitales (section 2.4.3).

Les caractéristiques des ERS extraites sur les régions pariétales-occipitales montrent des différences intéressantes entre l'hémisphère ipsilatéral et controlatéral à l'orientation de l'attention, pour les essais de la condition prédictive (26 parcelles ipsilateral vs 22 parcelles controlatéral). Les ERS extraites sur ces régions ont tendance à occuper une surface plus étendue du côté ipsilatéral par rapport au côté controlatéral ($8,9 \pm 14,8$ % vs $6,0 \pm 8,2$ % ; t=0,788 ; p=0,435). De plus, la valeur du test observé montre aussi cette tendance (394253 ± 728127 vs 243323 ± 330635 ; t=0,878 ; t=0,384). Ces deux caractéristiques sont très variables et ne montrent pas de différence entre les essais gauches (surface : $6,9 \pm 10,5$ %, somme : 302365 ± 520775) et droits (surface : $8,1 \pm 13,5$ %, somme : 342741 ± 630881) de la condition prédictive. En comparant les parcelles extraites dans la condition prédictive avec les parcelles extraites dans la condition ambiguë, on observe une légère diminution de la surface ($3,5 \pm 3,2$ % ; t=-1,505 ; 0,137) et de la somme des valeurs du test (111393 ± 109919 ; t=-1,673 ; p=0,099). Par exemple, les parcelles extraites pour le sujet 1 dans la condition prédictive (voir les parcelles bleues en haut sur la figure 5.22) couvrent une surface plus étendue par rapport aux parcelles extraites dans la condition ambiguë (voir les parcelles bleues en bas sur la figure 5.22). Cependant, les coordonnées du centre de masse des parcelles extraites dans la condition ambiguë ($X = -5,2 \pm 33,5$ mm ; $Y = -71,5 \pm 31,8$ mm ; $Z = 8,7 \pm 22,1$) ne montrent aucune différence avec celles extraites dans la condition prédictive, pour les essais gauche ($X = -8,0 \pm 33,7$ mm ; $Y = -60,3 \pm 37,0$ mm ; $Z = 8,6 \pm 22,1$) et droite ($X = 3,2 \pm 34,6$ mm ; $Y = -60,4 \pm 35,9$ mm ; $Z = 9,5 \pm 28,8$ mm).

Pour résumer ces résultats, les différences au niveau de la surface couverte par les parcelles extraites sur l'hémisphère ipsilateral vs controlatéral confirment les observations de l'analyse temps-fréquence réalisée au niveau des électrodes EEG. Ils s'accordent avec plusieurs études sur l'orientation de l'attention visuospatiale qui montrent que l'augmentation de puissance dans la bande alpha est plus importante sur l'hémisphère ipsilatéral à l'attention [Worden et al., 2000, Sauseng et al., 2005, Thut et al., 2006, Rihs et al., 2009, Cosmelli et al., 2011]. De plus, cette analyse suggère que les ERS reliées à l'orientation de l'attention ont tendance à occuper une surface plus étendue et sont plus importantes à la suite d'indices prédictifs par rapport aux indices ambigus. Néanmoins, les coordonnées MNI correspondant aux centres de masses des ERS sont relativement similaires dans ces deux conditions. Ce résultat suggère que les indices prédictifs et ambigus impliquent le même type de sources dans l'orientation de l'attention visuospatiale. Par ailleurs, nous avons voulu comparer les coordonnées MNI entre les ERS reliées à la cible et les ERD reliées à l'indice dans la bande alpha. En regroupant les parcelles extraites dans la condition prédictive et ambiguë, les ERS se décalent significativement de 22,6 mm

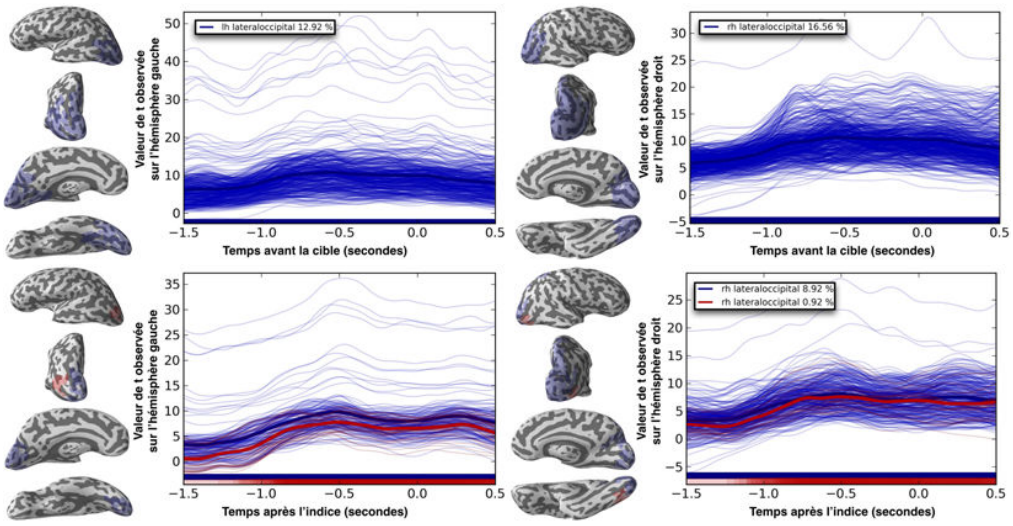

FIGURE 5.22 – ERS reliée à la cible dans la bande alpha pour les essais droite de la condition prédictive (haut) et ambiguë (bas).

sur l'axe antéro-postérieur ($Y = -63,8 \pm 35,4$ mm) par rapport aux ERD reliées à l'indice ($Y = -86,4 \pm 14,0$ mm ; t=-3,238 ; p=0,002). De plus, la somme des valeurs absolues du test correspondant aux ERD (35510±45720) est significativement moins importante par rapport aux ERS (257919 ± 498792 ; t=-2,331 ; p=0,022). Cet effet se reflète légèrement sur la surface occupée par leurs parcelles respectives ($3,1 \pm 3,3$ % vs $6,3 \pm 10,5$ % ; t=-1,526 ; p=0,130).

ERD dans la bande bêta

La méthode DICS a permis d'extraire 106 parcelles montrant des ERD significatives dans la bande bêta, contre 64 parcelles pour la méthode dSPM et 95 parcelles pour la méthode LCMV. Au total, 9/10 sujets montrent des ERD significatives, avec 61 parcelles extraites sur l'hémisphère droit ($X = 29,5 \pm 17,3$ mm ; $Y = -10,0 \pm 42,5$ mm ; $Z = 32,4 \pm 31,1$ mm) et 45 sur l'hémisphère gauche ($X = -28,1 \pm 19,0$ mm ; $Y = -12,4 \pm 40,6$ mm ; $Z = 29,4 \pm 32,5$ mm). 41 parcelles sont réparties sur les régions frontales ($X = 7,2 \pm 29,1$ mm ; $Y = 27,8 \pm 22,5$ mm ; $Z = 24,9 \pm 26,1$ mm), 35 parcelles sur les régions centrales ($X = 8,2 \pm 31,4$ mm ; $Y = -22,0 \pm 13,0$ mm ; $Z = 56,6 \pm 13,6$ mm), 21 parcelles sur les régions pariétales ($X = -1,6 \pm 46,7$ mm ; Y=$-39,9 \pm 23,2$ mm ; Z=$12,5 \pm 38,4$ mm) et 9 parcelles sur les régions occipitales ($X = -1,0 \pm 20,5$ mm ; Y=$-78,5 \pm 49,6$ mm ; Z=$4,1 \pm 19,1$ mm). Les ERD extraites dans ces régions ont une latence relativement similaire (frontal : -412 ± 189 ms ; central : -443 ± 197 ms ; parietal : -452 ± 82 ms ; occipital : -384 ± 133 ms). Néanmoins, la durée des ERD extraites sur les régions occipitales (847 ± 382) est signi-

ficativement inférieure aux régions pariétales (1339 ± 295 ms ; t=-3,687 ; p=0,0010) et centrales (1284 ± 416 ms ; t=-2,792 ; p=0,0078). La surface des parcelles extraites sur les régions centrales ($7,4 \pm 10,1$ %) est plus étendue que sur les régions pariétales ($1,8 \pm 2,8$ % ; t=2,45 ; p=0,018) et occipitales ($2,1 \pm 1,5$ % ; t=1,512 ; p=0,138). La somme des valeurs du test observé sur les régions centrales (-197806 ± 297144) est aussi plus importante que sur les régions pariétales (-42403 ± 40643 ; t=-2,34 ; p=0,023) et occipitales (-28863 ± 21029 ; t=-1,665 ;p=0,103).

5.6 Analyse du décodage des caractéristiques

Cette section présente les résultats du décodage de caractéristiques cérébrales extraites dans l'espace des capteurs ou des sources. Le décodage permet de classer l'orientation de l'attention dans l'emplacement gauche ou droit pour chaque essai de la condition prédictive ou ambiguë. Les signaux EEG sont filtrés dans une bande de fréquence pour extraire la puissance moyenne sur une fenêtre de 1,5 seconde avant l'affichage de la cible. Une procédure de validation croisée est appliquée sur les essais de la condition prédictive pour sélectionner les paramètres du décodage. La distribution correspondant à chaque caractéristique est centrée autour de 0 et réduite à une variance égale à 1, en estimant la moyenne et la variance à partir de la base d'apprentissage pour chaque itération de validation croisée. Nous rappelons que cette normalisation est une étape nécessaire pour contraindre la distribution des caractéristiques à une distribution normale et ajuster de manière efficace les paramètres des algorithmes en apprentissage de données. Le paramètre de régularisation du SVM (section 3.4.1, équation 3.2) est optimisé en validation croisée interne appliquée sur la base d'apprentissage pour chaque itération de validation croisée (externe). Le nombre de caractéristiques et les bandes de fréquences optimales sont obtenus en minimisant la fonction de coût du SVM calculée en moyenne à travers les itérations de validation croisée. Ces paramètres sont ensuite appliqués pour l'extraction et l'apprentissage des caractéristiques dans la condition prédictive, et le décodage des caractéristiques extraites sur les essais de la condition ambiguë. Nous allons présenter les résultats obtenus sur des caractéristiques de la bande alpha (9 - 13 Hz) qui joue un rôle essentiel dans notre tâche, d'après les analyses des ERD/ERS conduite dans le domaine temps-fréquence (section 5.4) et spatio-temporel (section 5.5). En effet, les méthodes de décodage (multivariées) prennent en compte la distribution conjointe des caractéristiques contrairement aux analyses statistiques réalisées selon une approche univariée. A la fin des sections 5.6.1 et 5.6.2, nous comparerons le résultat du décodage des caractéristiques extraites dans cette bande, avec des résultats obtenus dans des bandes de fréquences optimales appliquant l'algorithme (1, section 3.4.4) entre 5 et 35 Hz.

5.6.1 Décodage dans l'espace des capteurs

Au niveau des capteurs, les caractéristiques de puissances sont extraites sur le signal EEG en référence commune, sur les densités de courant (méthode CSD, section 3.3.1) ou sur le signal filtré spatialement (méthode CSP, section 3.3.2) pour extraire des caractéristiques discriminant l'orientation de l'attention visuospatiale. Les filtres CSP sont ajustés sur la base d'apprentissage correspondant à chaque itération de validation croisée dans la condition prédictive. Pour le décodage des caractéristiques extraites sur les essais de la condition ambiguë, les filtres CSP sont ajustés sur tout l'ensemble des essais de la condition prédictive. Par ailleurs, nous avons aussi ajusté les filtres CSP sur les essais de la condition ambiguë mais uniquement dans le but de comparer leurs patterns avec ceux des filtres ajustés sur les essais de la condition prédictive. Les matrices de covariances utilisées pour ajuster ces filtres sont calculées de manière empirique ou régularisée par deux méthodes permettant d'estimer le paramètre de régularisation optimal (Oracle Approximating Shrinkage, OAS [Chen et al., 2010] ou Ledoit-Wolf Shrinkage, LWS [Ledoit and Wolf, 2004]). Ces différentes méthodes de traitement du signal et d'extraction des caractéristiques sont comparées pour analyser leur capacité de décodage sur les données enregistrées dans cette expérience.

Caractéristiques de la bande alpha

En moyenne à travers les sujets, la topographie des caractéristiques EEG extraites dans la bande alpha est relativement similaire à celle des densités de courant (figure 5.23), bien que ces dernières montrent des variations plus focales. Plusieurs différences sont notables en ce qui concerne les topographies correspondant aux essais de la condition prédictive où l'attention est orientée à gauche (ligne du haut sur la figure 5.23) vs à droite (ligne du bas sur la figure 5.23). Au niveau des électrodes postérieures (pariétales et occipitales), la puissance de la bande alpha est plus importante du côté ipsilatéral à l'orientation de l'attention (couleurs rouges sur la figure 5.23) par rapport au côté controlatéral à l'attention (couleurs bleues sur la figure 5.23). Les topographies des caractéristiques extraites dans la condition ambiguë montrent aussi cet effet de latéralisation, mais de manière plus variable à travers les sujets.

Les topographies obtenues dans cette expérience sont représentatives des topographies observées dans la littérature des ICM basées sur l'orientation de l'attention visuospatiale [Tonin et al., 2013, Andersson et al., 2011, 2013, Roijendijk et al., 2013, Tonin et al., 2012, Gerven and Jensen, 2009, Gunduz et al., 2011, Treder et al., 2011, Bahramisharif et al., 2010]. Cependant, l'indice spatial utilisé dans ces différentes études est un symbole simple qui ne contient aucune ambiguïté contrairement à notre étude. Nous démontrons pour la première fois par notre étude que des processus similaires sont mis en jeu pour le traitement d'indices complexes pouvant

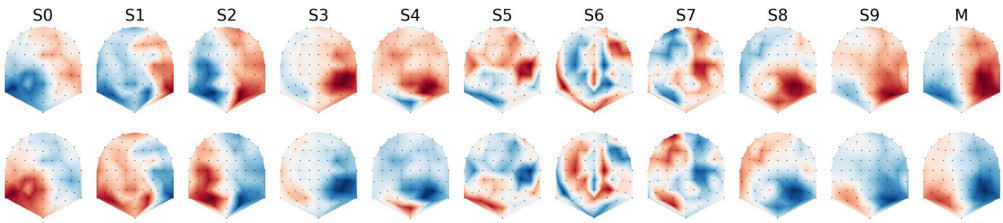

FIGURE 5.23 – Caractéristiques de puissance extraites dans l'alpha en moyenne pour chaque sujet et à travers les sujets (M), lorsque l'attention est orientée à droite (haut) ou à gauche (bas) dans la condition prédictive. La distribution des caractéristiques est centrée et réduite (valeurs négatives en bleu et positives en rouge).

contenir une forte ambiguïté sur la localisation d'une cible à venir. La topographie moyenne des caractéristiques CSD est très similaire à certains patterns spatiaux des filtres CSP ajustés sur les essais de la condition prédictive (figure 5.24). De ce fait, il est possible de comparer les patterns spatiaux des filtres CSP qui ont été ajustés sur les essais de la condition prédictive et ambiguë. Comme nous l'avions supposé, les patterns spatiaux sont très semblables entre ces deux conditions, notamment pour les 4 premiers sujets. Cette ressemblance est intéressante car elle suggère que les sources de l'activité cérébrale permettant de discriminer l'orientation spatiale ont une topographie similaire pour ces deux conditions. Pour des raisons de clarté, nous avons choisi de montrer uniquement les patterns spatiaux qui correspondent au premier et au dernier filtre CSP (voir CSP-D1 et CSP-G1 sur la figure 5.24). Ces patterns montrent de fortes ressemblances avec les caractéristiques CSD extraites sur les essais gauche et droite de la condition prédictive. De plus, les patterns correspondent aux filtres ajustés sur une matrice de covariance empirique ne montrent pas beaucoup de différences avec les filtres ajustés sur des matrices régularisées. Il faut noter que les couleurs rouges et bleues correspondant aux coefficients positifs et négatifs qui changent d'un pattern spatial à l'autre n'ont pas d'importance car leur signe n'influence pas la variance des signaux [Blankertz et al., 2008].

Sélection des caractéristiques

Deux approches ont été appliquées pour trier et sélectionner les caractéristiques à travers 10 itérations de validation croisée sur les essais de la condition prédictive. L'approche univariée est implémentée en triant les caractéristiques en fonction du résultat de l'analyse de variance (ANOVA à un facteur) calculée entre les essais droite et gauche. L'approche multivariée est implémentée par une procédure d'élimination récursive [Guyon, 2002] pour trier les caractéristiques en fonction de la valeur absolue des coefficients du SVM. Pour chaque itération de validation croisée, la fonction de coût du SVM a été calculée sur la base de test avec les caractéristiques triées et sélectionnées une par une par l'approche de sélection appliquée sur la base

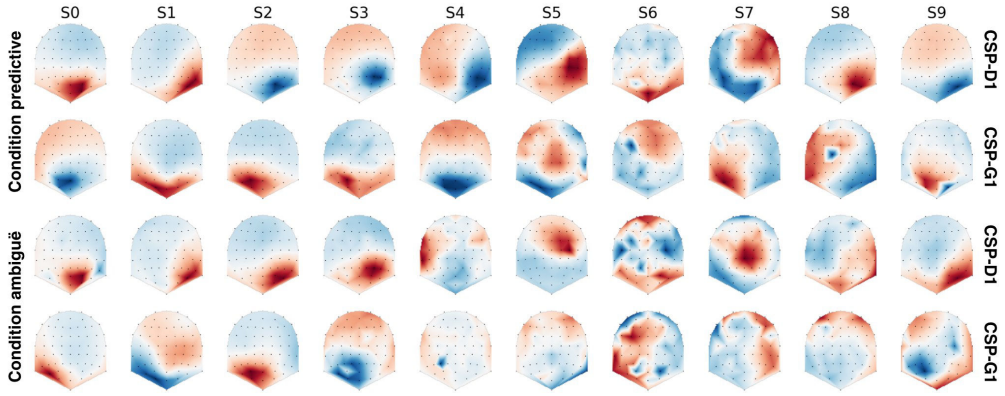

FIGURE 5.24 – Patterns spatiaux du premier (CSP-D1) et du dernier (CSP-G1) filtre CSP ajustés sur les essais de la condition prédictive en ambiguë filtrés dans la bande alpha. Les valeurs négatives sont en bleu et positives en rouge.

d'apprentissage. Le nombre de caractéristiques est calculé en minimisant le coût de classification moyen à travers les 10 itérations de validation croisée. La figure 5.27 montre l'évolution du coût de classification moyen à travers les sujets, pour les caractéristiques extraites dans la bande alpha qui ont été sélectionnées par l'approche multivariée.

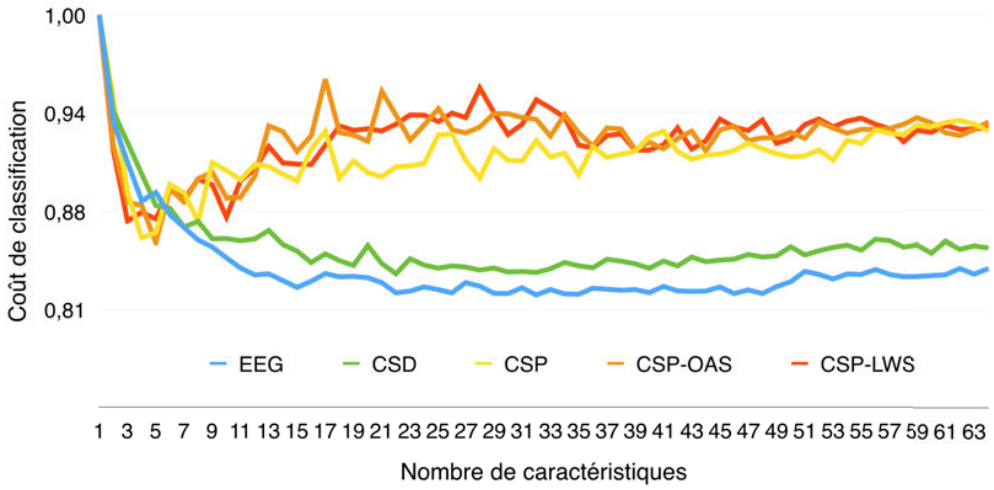

FIGURE 5.25 – Coût de classification moyen en fonction du nombre de caractéristiques extraites dans la bande alpha et sélectionnées par l'approche multivarié dans la condition prédictive.

Dans cette procédure, le coût d'une classification parfaite est égal à 0 et celui d'une classification aléatoire est égal à 1. L'évolution obtenue en fonction du

nombre de caractéristiques (N) montre une diminution typiquement observée en apprentissage de données. En moyenne pour chaque sujet, le coût de classification optimal (C) obtenu est équivalent pour les caractéristiques EEG ($C = 0,80 \pm 0,10$; N=$24,7 \pm 16,8$) et CSD ($C = 0,81 \pm 0,11$; $N = 26,1 \pm 19,3$). Le coût optimal correspondant aux caractéristiques CSP est légèrement moins bon, mais il est aussi obtenu avec moins de caractéristiques ($C = 0,82 \pm 0,12$; $N = 16,6 \pm 14,7$ pour la méthode non-régularisée, $C = 0,83 \pm 0,10$; $N = 10,4 \pm 8,7$ pour la méthode OAS, et $C = 0,83 \pm 0,11$; $N = 14,4 \pm 13,8$ pour la méthode LWS). Bien que le coût optimal des caractéristiques CSP soit relativement équivalent par rapport aux caractéristiques EEG et CSD ($0,82 \pm 0,11$ vs $0,80 \pm 0,10$), cette méthode d'extraction permet de sélectionner beaucoup moins de caractéristiques (t-test apparié, $13,23 \pm 10,7$ vs $25,4 \pm 13,2$; $t = 1,92; p = 0,07$). Par ailleurs, les résultats obtenus avec l'approche de sélection univariée sont globalement similaires, bien que cette dernière sélectionne un nombre de caractéristiques EEG plus élevé ($47,6 \pm 17,15$, t=3,36 ; p=0,008).

Nous allons maintenant étudier la topographie des caractéristiques sélectionnées en analysant la proportion des électrodes EEG sélectionnées à travers les 10 itérations de validation croisée. En moyenne pour chaque sujet, l'approche multivariée sélectionne environ 40 % des caractéristiques (EEG 39,19 % et CSD 39,73 %) sur les électrodes pariétales et occipitales (voir PO_n et O_n sur la figure 5.26). Ce résultat confirme que les caractéristiques extraites sur les électrodes postérieures contiennent de l'information pertinente au décodage de l'orientation de l'attention dans la bande alpha [Gerven and Jensen, 2009, Bahramisharif et al., 2010, Treder et al., 2011, Tonin et al., 2013].

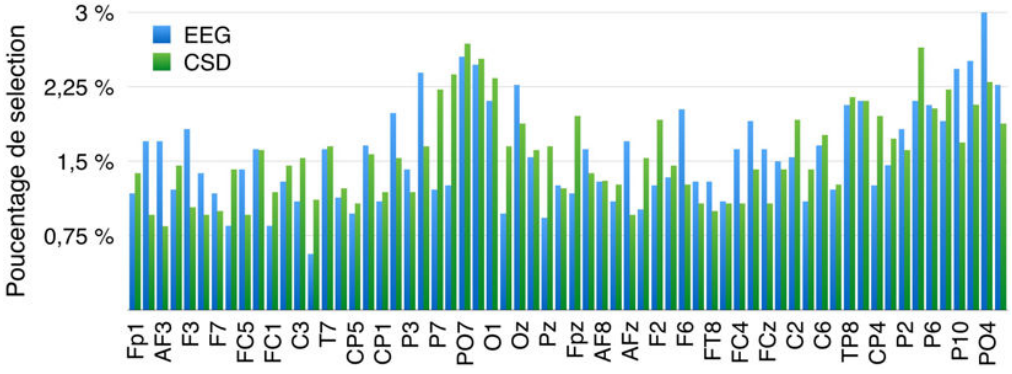

FIGURE 5.26 – Répartition de caractéristiques EEG et CSD extraites dans la bande alpha et sélectionnées par l'approche multivarié dans la condition prédictive.

D'autre part, plus de 40 % des caractéristiques CSP (44,64 % CSP non régularisé, 61,84 % CSP-OAS et 48,06 % CSP-LWS) ont été sélectionnées sur moins de 20 % des filtres CSP les plus discriminants (voir $D_{0...5}$ et $G_{0...5}$ sur la figure 5.27). Ce résultat

confirme que l'approche multivariée fonctionne correctement sur caractéristiques CSP car les filtres correspondants étaient triés en fonction de leurs valeurs propres. De plus, la distribution des caractéristiques sélectionnées (figure 5.27) suggère que le premier et le dernier filtre ne permettent pas toujours d'extraire les caractéristiques apportant le plus d'information à la classification [Lotte and Guan, 2011].

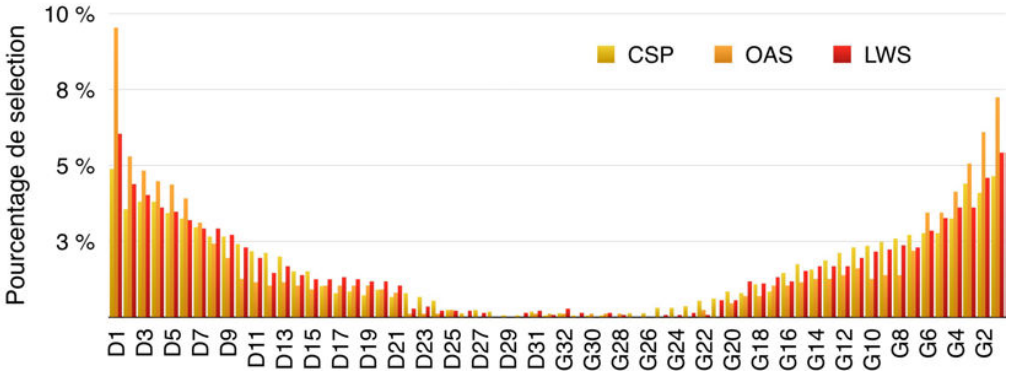

FIGURE 5.27 – Répartition des caractéristiques CSP extraites dans la bande alpha et sélectionnées par l'approche multivariée dans la condition prédictive.

Optimisation des bandes de fréquences

L'analyse de décodage est répétée à travers plusieurs bandes de fréquences (entre 5 et 35 Hz) pour sélectionner la bande optimale au décodage des caractéristiques extraites sur les essais de la condition prédictive. Les résultats de cette procédure d'optimisation peuvent se représenter par des matrices de décodage (figures 5.32 et 5.33). En particulier, le coût de classification obtenu par l'approche multivariée est calculé en moyenne à travers la validation croisée pour chaque bande de fréquence, puis représenté par une série de matrices en fonction du nombre de caractéristiques sélectionnées (figure 5.28). Ainsi on peut sélectionner les paramètres du décodage en minimisant le coût de classification en fonction de 3 paramètres (le début et la fin de la bande de fréquence et le nombre de caractéristiques). Cette optimisation permet d'estimer deux paramètres supplémentaires par rapport à l'analyse précédente où on ne cherchait qu'a optimiser le paramètre de régularisation du SVM et le nombre de caractéristiques dans une bande de fréquence donnée.

La bande optimale correspondant au décodage des caractéristiques EEG par l'approche de sélection multivariée se situe entre $10,2 \pm 2,7$ et $25,2 \pm 7,3$ Hz, en moyenne à travers les sujets. Les caractéristiques extraites avec d'autres méthodes sont relativement similaires (CSD entre $12 \pm 6,1$ et $23,4 \pm 5,8$ Hz, CSP entre $10,4 \pm 4,4$ et $23 \pm 6,4$ Hz, CSP-OAS entre $10,8 \pm 6,3$ et $23,2 \pm 7,1$ Hz, et CSP-LWS entre $10,2 \pm 4,4$ et $24,6 \pm 6,7$). La sélection du nombre de caractéristiques à travers toutes

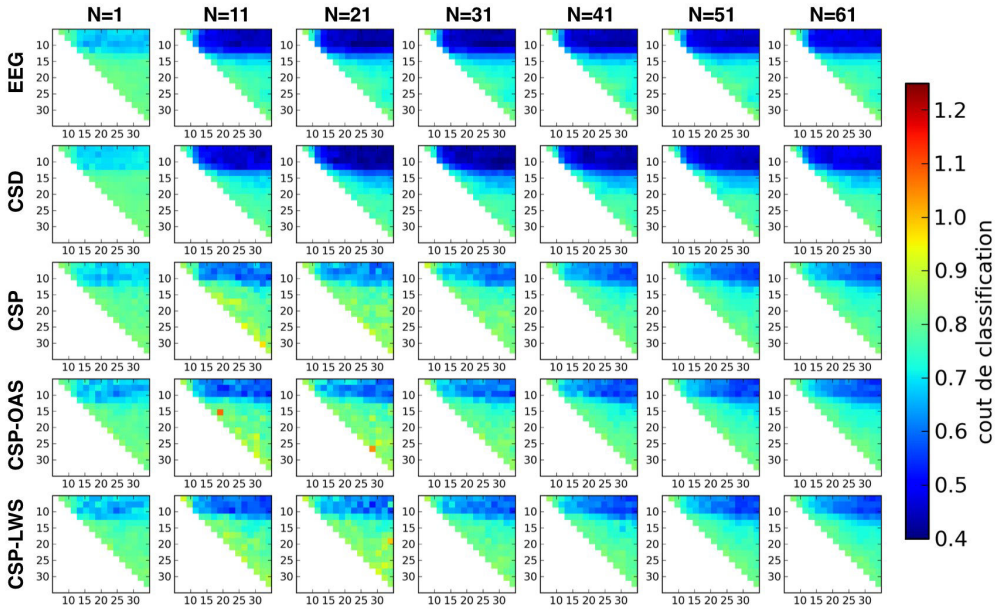

FIGURE 5.28 – Matrices de décodage représentant le coût moyen de classification en fonction du nombre de caractéristiques (N), du début (axe vertical) et de la fin (axe horizontal) de la bande de fréquence pour chaque méthode.

les bandes de fréquences montre la même tendance que dans la bande alpha avec en moyenne plus de caractéristiques EEG et CSD sélectionnées que de caractéristiques CSP (figure 5.29).

Pour évaluer l'optimisation du décodage, nous avons comparé le taux de classification obtenu dans la bande alpha avec celui obtenu dans les bandes de fréquences optimales (figure 5.30). En moyenne à travers les sujets, les caractéristiques CSD extraites dans la bande de fréquence alpha donnent un taux de classification ($66,02 \pm 8,71$ %) plus élevé que les caractéristiques EEG ($63,79 \pm 9,25$ % ; t=3,178 ; p=0,011). Les résultats obtenus avec les caractéristiques CSP montrent un taux de classification intermédiaire par rapport aux caractéristiques EEG et CSD (CSP : $62,24 \pm 7,71$ % ; CSP-OAS : $63,51 \pm 10,78$ % ; CSP-LWS : $64,84 \pm 10,74$ %). Les filtres ajustés par des méthodes régularisées donnent un meilleur taux de classification par rapport aux filtres non-régularisés (CSP-OAS : t= 0,995 ; p=0,3458 ; CSP-LWS : t=2,127 ; p=0,062) qui sont plus sensibles au sur-apprentissage [Lotte and Guan, 2011] sur les jeux de données contenant peu d'essais [Tangermann et al., 2012]. Néanmoins, le risque de sur-apprentissage est faible sur ces données car la base d'apprentissage contient largement plus d'essais que de caractéristiques sélectionnées (figure 5.29) et le paramètre de régularisation du SVM a été optimisé. Au niveau individuel, les caractéristiques CSP améliorent le taux de classification

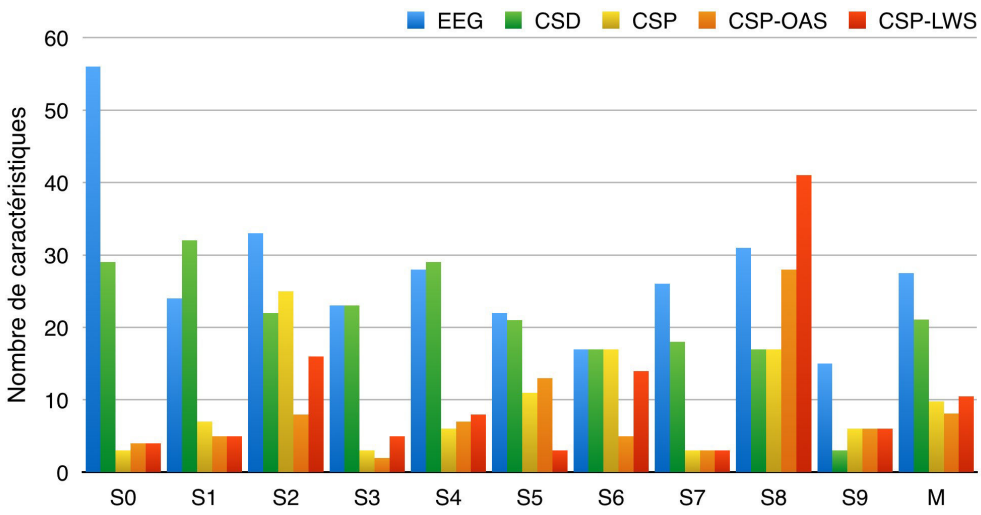

FIGURE 5.29 – Nombre de caractéristiques sélectionnées par l'approche multivarié dans la bande de fréquence optimale pour chaque sujet et en moyenne (M).

uniquement pour le premier sujet, qui a déjà un bon taux de classification avec les caractéristiques EEG et CSD par rapport aux autres sujets. De manière intéressante, le taux de classification obtenu dans la condition prédictive avec des caractéristiques CSP extraites dans la bande alpha montre une correlation négative avec le contraste de la cible à travers les sujets ($r = -0,600; p = 0,067$). Roijendijk et al. [2013] ont récemment publié une étude d'ICM sur l'attention visuospatiale qui montre un effet similaire suggérant que les sujets doivent orienter leur attention de manière plus intense pour détecter les cibles affichées à bas contraste [Carrasco, 2006, Dosher and Lu, 2000]. Cependant, cet effet est atténué pour le décodage des caractéristiques extraites dans la condition ambiguë ($r = -0,224; p = 0,533$).

En analysant les matrices de décodage, nous avons trouvé entre 25 et 35 % de bandes de fréquences qui améliorent le taux de classification par rapport à la bande alpha (EEG : $34,17 \pm 27,86$ % ; CSD : $26,42 \pm 17,92$ % ; CSP : $31,17 \pm 16,41$ % ; CSP-OAS : $34 \pm 26,81$ % ; CSP-LWS : $27,17 \pm 24,84$ %). Pour certaines méthodes d'extractions, le taux de classification obtenu est significativement ($p < 0,01$) plus élevé dans une bande de fréquence sélectionnée de manière optimale par rapport à la bande alpha (EEG : $4,82\%; t = 3,73; p = 0,00478$; CSP : $5,83\%; t = 5,109; p = 0,000637$; et CSP-OAS : $5,09\%; t = 3,52; p = 0,00647$). Cet effet n'est pas significatif pour les méthodes dont la proportion de bandes de fréquences qui améliorent le taux de classification est inférieur à 30 %, notamment parce que en moyenne le taux de classification optimal est similaire pour chaque méthode d'extraction (voir la moyenne des barres d'erreurs sur la figure 5.30) La bande alpha donne néanmoins un taux de classification proche de la bande optimale pour les bons sujets (barre d'erreur

sur CSP-OAS/LWS pour S0, EEG/CSD pour S2, EEG pour S3 et S4, etc... figure 5.30). Pour certains sujets, la bande alpha donne un taux de classification plus élevé (CSP/OAS/LWS pour S3, CSP-LWS pour S4 et S8 ou CSD pour S9, figure 5.30) que la bande de fréquence qui donne un coût de classification optimal.

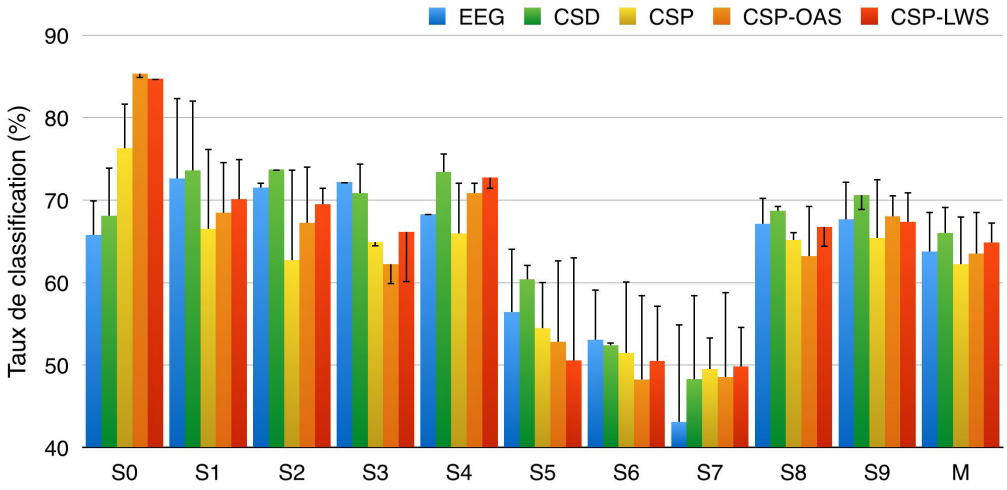

FIGURE 5.30 – Taux de classification obtenu par validation croisée dans la condition prédictive pour chaque sujet et en moyenne (M). Les résultats de la bande alpha (9-13 Hz) sont représentés par les barres de couleurs et les barres d'erreurs (en noire) indiquent la différence avec les bandes optimales.

Les bandes de fréquences et le nombre des caractéristiques optimales sont maintenant utilisées pour analyser le décodage des caractéristiques extraites sur les essais de la condition ambiguë (figure 5.31). En moyenne, le taux de classification est équivalent pour chaque méthode d'extraction (EEG : $57,28 \pm 9,06$ %, CSD : $59,99 \pm 10,03$ %, CSP : $59,35 \pm 10,25$ %, CSP-OAS : $60,49 \pm 11,53$ %, CSP-LWS : $60,10 \pm 10,29$ %). Ces résultats sont inférieurs et plus variables à travers les sujets par rapport aux résultats obtenus par validation croisée sur les essais de la condition prédictive. A l'exception du premier sujet, tous les sujets montrent une diminution systématique du taux de classification entre la condition prédictive et ambiguë. La diminution du taux de classification est seulement significative au niveau du groupe pour les caractéristiques EEG et CSP (t-test apparié, $p < 0,01$ EEG : $t = 6,63; p = 9,59 \times 10^{-5}$; CSP : $t = 4,57; p = 0,0013$), mais pas pour les autres caractéristiques (CSD : $t = 3,12; p = 0,012$; CSP-OAS : $t = 2,65; p = 0,026$; CSP-LWS : $t = 2,23; p = 0,053$). Cette diminution est moins importante avec les caractéristiques extraites par les méthodes CSP (CSP : -8,72 ; CSP-OAS : -8,11 % ; CSP-LWS : -7,24%) par rapport aux autres caractéristiques (EEG : -11,33% ; CSD : -9,19%). Cependant, le taux de classification calculé en moyenne pour des carac-

téristiques CSP, n'est pas significativement différent (p $<$ 0,025) par rapport aux caractéristiques EEG ($t = -2,54; p = 0,032$) et CSD ($t = -0,96; p = 0,36$). Nous pouvons également observer une corrélation significative à travers les sujets, entre le taux de classification obtenu dans la condition prédictive et ambiguë, notamment avec les caractéristiques EEG ($r = 0,85; p = 0,0016$) et CSP ($r = 0,85; p = 0,0021$). Cet effet soutient l'hypothèse que les sujets orientent leur attention de manière similaire dans les deux conditions.

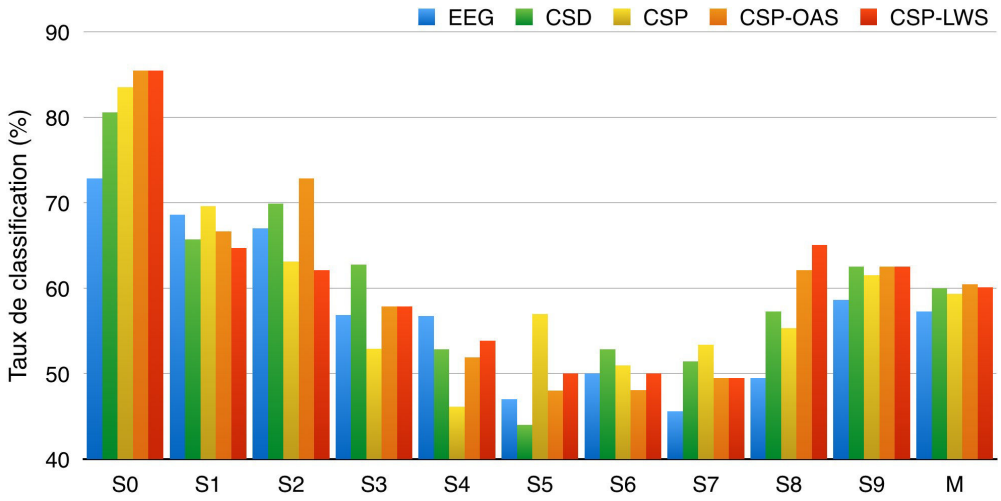

FIGURE 5.31 – Taux de classification obtenu dans la condition ambiguë pour chaque sujet et en moyenne (M).

5.6.2 Décodage dans l'espace des sources

Au niveau des sources, les caractéristiques de puissance sont extraites par les méthodes de norme minimale (dSPM, section 3.3.4) ou de beamformer (LCVM et DICS, section 3.3.3) sur le signal filtré dans une bande de fréquence. Les caractéristiques sont extraites sur des sources ayant une orientation libre pour les méthodes de beamformer en calculant la norme de chaque composante (x,y,z), et sur des sources ayant une orientation contrainte par la normale à la surface corticale, en ne calculant que la composante radiale. Comme pour la présentation des résultats du décodage dans l'espace des capteurs, nous commençons par présenter les résultats obtenus avec des caractéristiques extraites dans la bande alpha. Nous présenterons notamment les résultats de la sélection des caractéristiques obtenus avec l'approche univariée, de manière à compléter l'analyse statistique des ERD/ERS que nous avons présenté au niveau des sources, dans la section 5.5. Nous avons analysé la répartition sur la surface corticale des caractéristiques sélectionnées en utilisant l'atlas de parcellisation [Desikan et al., 2006] calculé par la segmentation des données anatomiques

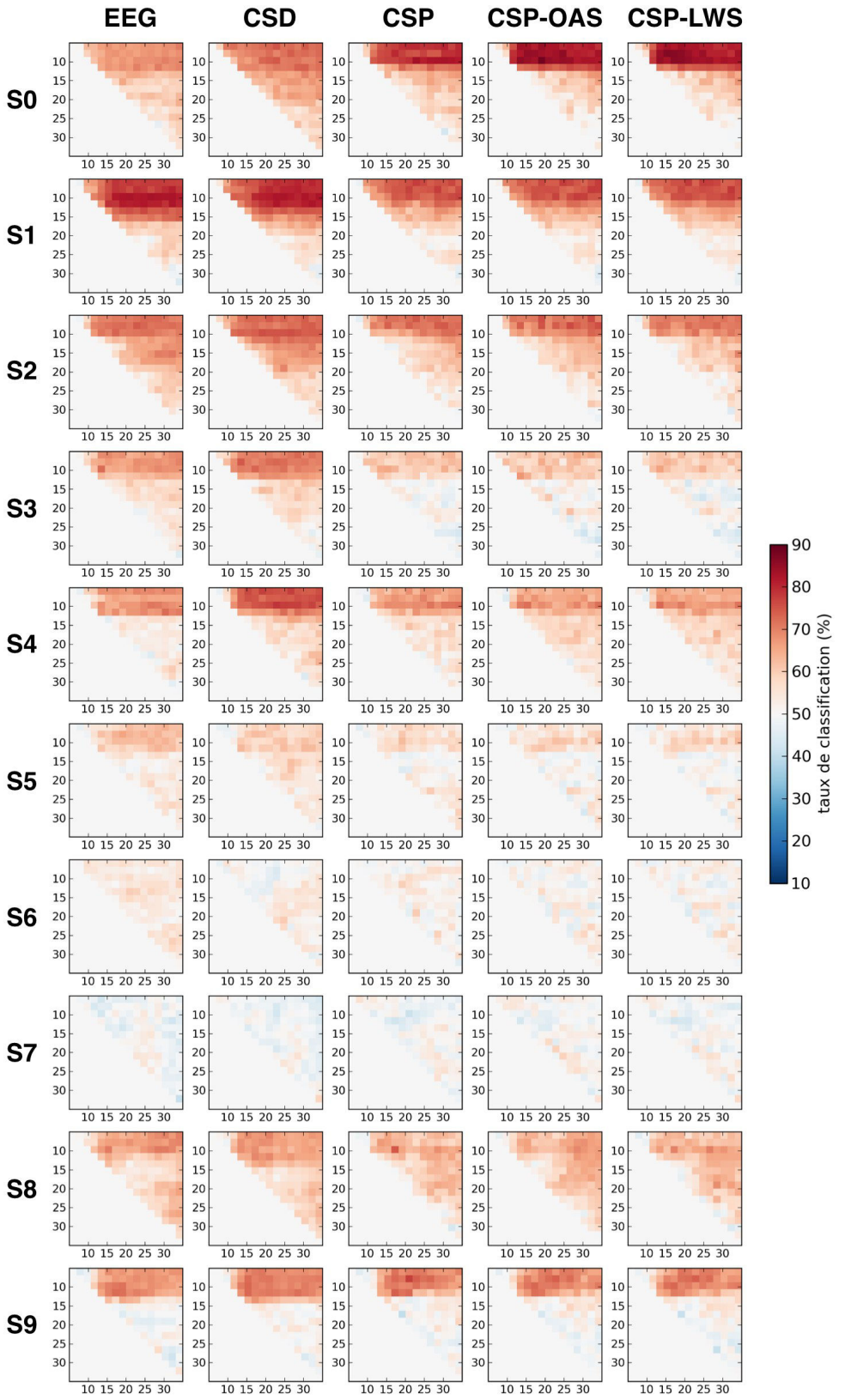

FIGURE 5.32 – Matrices de décodage : taux de classification obtenu dans la condition prédictive pour chaque sujet (en lignes) et chaque méthode d'extraction (en colonnes).

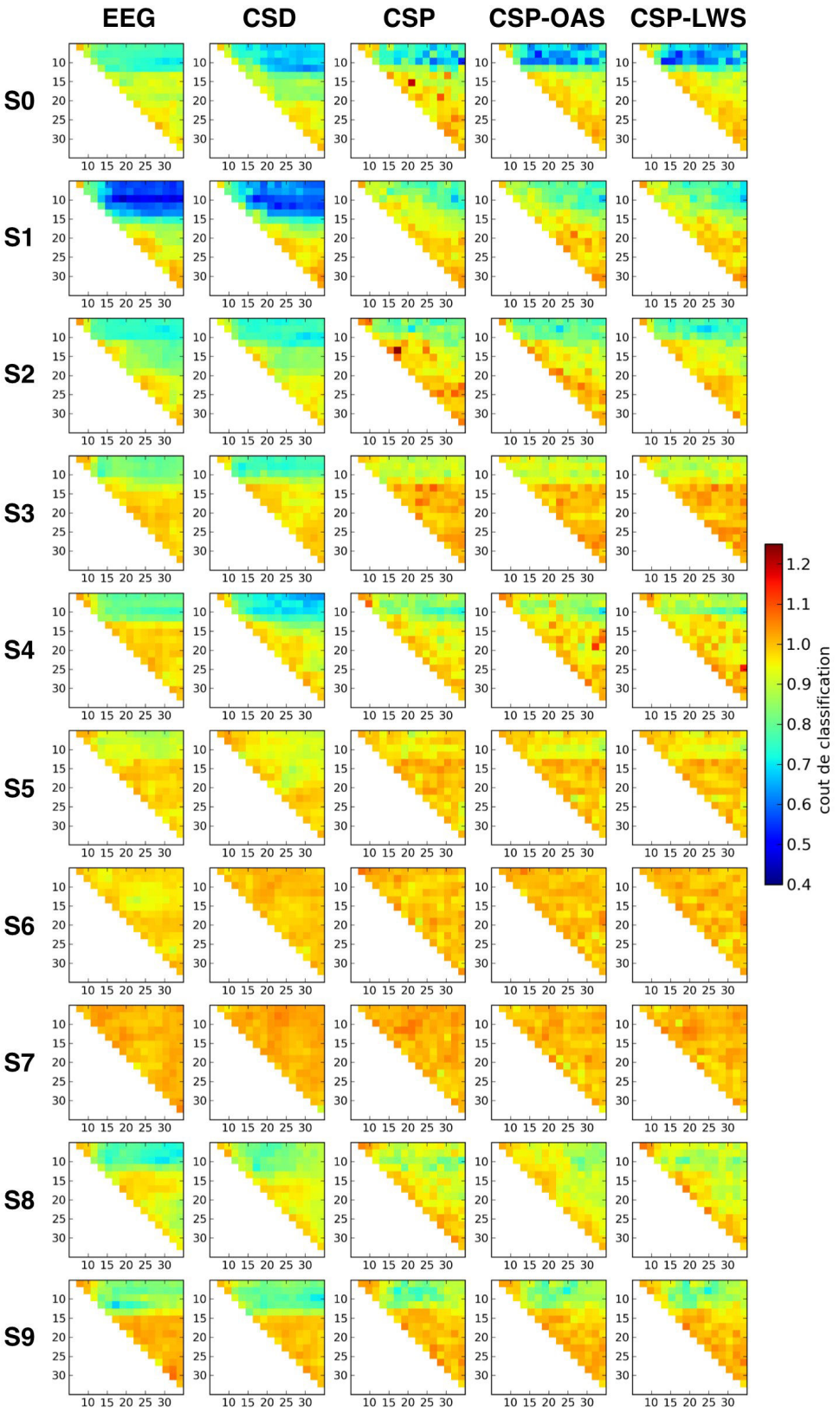

FIGURE 5.33 – Matrices de décodage : coût de classification obtenu dans la condition prédictive pour chaque sujet (en lignes) et chaque méthode d'extraction (en colonnes).

(section 3.2.1). La validation croisée appliquée aux essais de la condition prédictive est réduite à 5 itérations pour diminuer le temps de calcul des analyses de décodage. La sélection et le décodage des caractéristiques extraites dans l'espace des sources est plus long que dans l'espace des capteurs, notamment parce que le nombre de caractéristiques extraites est passé de 64 à presque 7000 sources. Néanmoins, l'analyse de décodage dépasse rarement 24H par sujets, en laçant l'optimisation des bandes de fréquences sur la grille de calcul avec 12×8 programmes exécutés en parallèle.

Sélection des sources

L'approche univariée est appliquée en calculant une ANOVA sur les caractéristiques extraites pour les essais de la base d'apprentissage où l'attention est orientée à droite vs à gauche. Les valeurs de l'ANOVA sont triées pour sélectionner par groupe de 5 % (334 ± 25 par sujet) et classer les caractéristiques extraites sur la base de test pour chaque itération de validation croisée. Les 3 méthodes d'extraction des caractéristiques montrent des valeurs d'ANOVA distribuées de manière similaire sur la surface corticale (figure 5.34). Les méthodes de beamformer ont tendance à lisser spatialement les données par rapport à la méthode de norme minimale. Par conséquent, la valeur maximale de l'ANOVA observée entre les caractéristiques dSPM ($45,30 \pm 24,4$) est plus importante que celle des méthodes LCMV ($31,71 \pm 17,63$) et DICS ($25,89 \pm 12,85$). Cet effet pourrait expliquer pourquoi les beamformers sélectionnent un plus grand nombre de caractéristiques que la méthode à norme minimale. Toutes les caractéristiques sélectionnées montrent clairement une distribution pariétale et occipitale, notamment sur les 4 premiers sujets (figure 5.34).

De manière similaire à l'analyse de décodage dans l'espace des capteurs, nous avons calculé le nombre de caractéristiques minimisant le coût moyen de classification. Les proportions de caractéristiques extraites sur l'hémisphère droit et gauche sont équivalentes (49,6 vs 50,4%, figure 5.35). Les résultats pour tous les sujets montrent que la procédure sélectionne environ 30 % de caractéristiques en moyenne par itération de validation croisée (LCMV : $34 \pm 26,75\%$, dSPM : $32,5 \pm 28,21\%$, et DICS : $16 \pm 7,75\%$). De manière intéressante, plus de la moitié des caractéristiques sélectionnées dans la bande alpha sont réparties sur les régions postérieures de chaque hémisphère (figure 5.35). A peu près 1/3 des caractéristiques sont sélectionnées sur les régions pariétales (dSPM : 32,23 %, LCMV : 26,68 % et DICS : 19,67% ; voir les annotations jaunes sur la figure 5.35), 1/6 des caractéristiques sur les régions occipitales, (dSPM : 18,48 %, LCMV : 14,71 % et DICS : 11,13% ; annotations rouges), et seulement quelques caractéristiques sélectionnées sur les régions temporales (dSPM : 12,20%, LCMV : 13,12% et DICS : 13,90% ; annotations vertes). Le reste des caractéristiques est sélectionné sur les régions centrales (dSPM : 13,36 %, LCMV : 17,91% et DICS : 13,38% ; annotations mauves), frontales (dSPM : 14,55 %, LCMV : 17,55%, DICS : 27,51% ; annotations bleues) et sur les autres régions

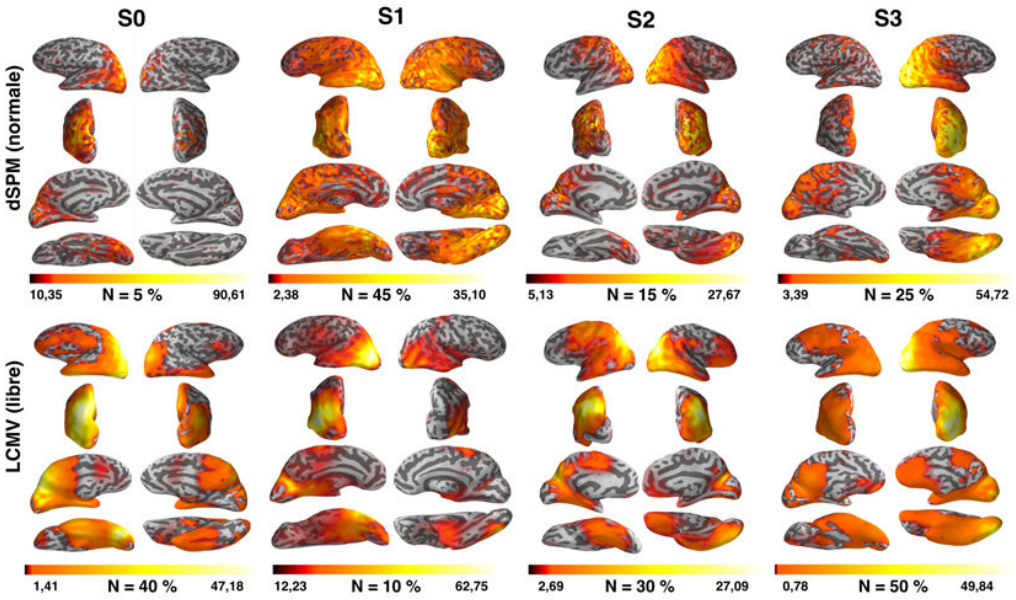

FIGURE 5.34 – Valeurs de l'ANOVA des (N) caractéristiques extraites au niveau des sources par dSPM (avec orientation normale) et LCMV (avec orientation libre) dans la bande alpha pour les 4 premiers sujets. Seuil de transparence correspondant aux N caractéristiques sélectionnées. Gamme de valeur indiquée sous les barres de couleurs.

situées sur la partie médiale du cerveau (dSPM : 34,99 %, LCMV : 19,05%, DICS : 3,81%).

Optimisation des bandes de fréquences

L'analyse de décodage est maintenant répétée à travers toute la gamme de fréquence (entre 5 et 35Hz). Les procédures de sélection (univariée et multivariée) sont encore appliquées par validation croisée dans la condition prédictive. Nous allons analyser le décodage des caractéristiques extraites dans l'espace des sources par les matrices de décodage qui représentent les résultats obtenus pour chaque bande de fréquence. Par exemple, les figures 5.40, 5.39, et 5.38 montrent à la fin de cette section, respectivement le taux de classification, le coût de classification et le paramètre de régularisation de la méthode dSPM (λ, section 3.3.4). Les bandes de fréquences minimisant le coût de classification se situent entre $8,6 \pm 2,3$ et $18,4 \pm 4,6$ Hz pour les caractéristiques dSPM, entre $10,8 \pm 5,8$ et $25,6 \pm 6,8$ Hz pour les caractéristiques LCMV, et entre $10,2 \pm 3,8$ et $22,2 \pm 6,7$ Hz pour les caractéristiques DICS. Globalement, ce résultat confirme que les bandes de fréquences optimales s'étendent au delà de la bande alpha, bien qu'en moyenne la largeur de bandes optimales pour

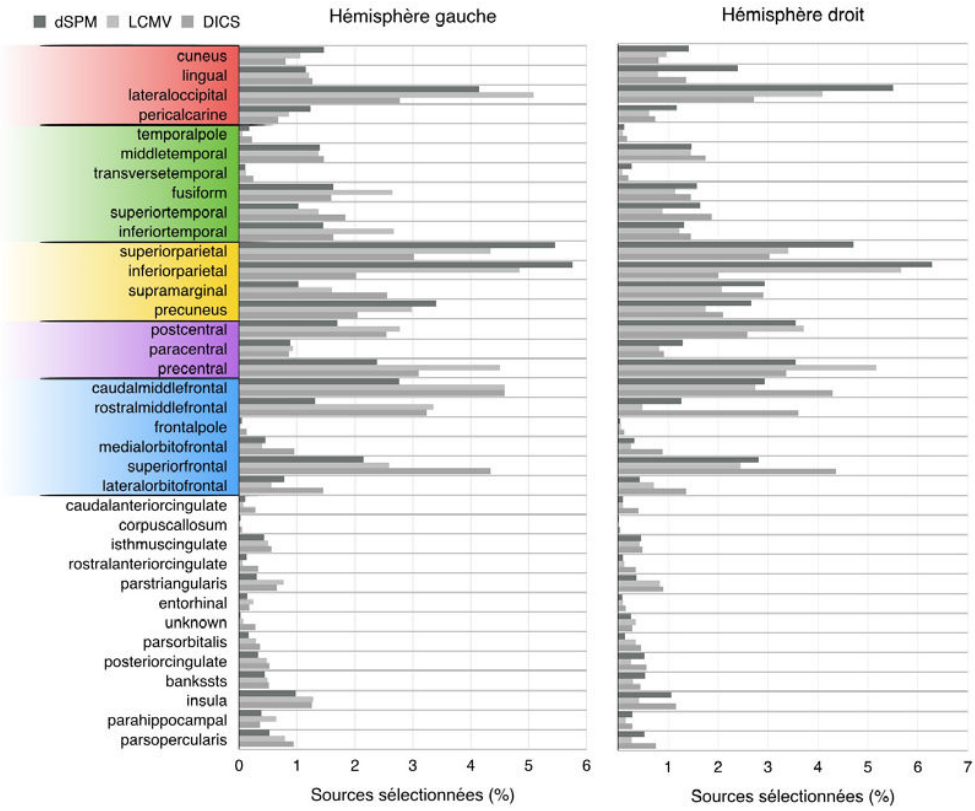

FIGURE 5.35 – Distribution des caractéristiques de la bande alpha sélectionnées sur l'hémisphère gauche ou droit, dans les régions occipitales (en rouge), temporales (en vert), pariétales (en jaune), centrales (en mauve), frontales (en bleu) ou autres.

les caractéristiques dSPM ($9,8 \pm 2,9$ Hz) a tendance à être plus petite que celle des caractéristiques LCMV ($14,8 \pm 7,8$ Hz ; $t = 2,71 ; p = 0,024$) et DICS ($12,0 \pm 6,3$ Hz ; $t = 1,43 ; p = 0,185$). Le taux de classification obtenu par validation croisée avec les caractéristiques extraites dans leurs bandes de fréquences optimales sur les essais de la condition prédictive est illustré sur la figure 5.36. En moyenne à travers les sujets, les taux de classifications des caractéristiques obtenues par l'approche de sélection univariée est similaire pour les 3 méthodes (dSPM : $69,91 \pm 9,50$ %, LCMV : $68,21 \pm 6,25$ %, DICS : $67,57 \pm 7,34$ %). Les taux de classifications obtenus par l'approche de sélection multivariée sont aussi très proches de ces résultats (dSPM : $69,89 \pm 8,25$ %, LCMV : $67,8 \pm 7,58$ %, DICS : $66,43 \pm 8,56$ %).

En ce qui concerne les résultats obtenus pour les caractéristiques extraites sur les essais de la condition ambiguë (figure 5.37), le taux de classification montre une réduction d'environ 10% (dSPM : $61,59 \pm 13,48$ %, LCMV : $59,36 \pm 10,08$%, DICS : $56,69 \pm 8,29$ %) par rapport aux taux de classifications obtenus en validation croisée

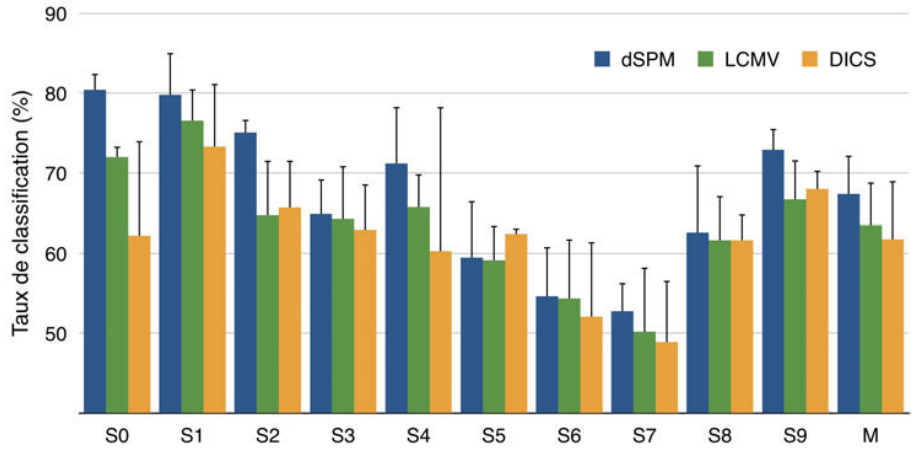

FIGURE 5.36 – Taux de classification obtenu par validation croisée dans la condition prédictive pour chaque sujet et en moyenne (M). Les résultats de la bande alpha (9-13 Hz) sont représentés par les barres de couleurs et les barres d'erreurs (en noire) indiquent la différence avec les bandes optimales.

sur les essais de la condition prédictive. Quelques sujets montrent des résultats relativement équivalents entre ces deux conditions (S0, S2 et S9). Par ailleurs, le taux de classification est significativement corrélé entre les essais de la condition prédictive et ambiguë à travers les sujets ($r = 0,81; p = 0,0045$).

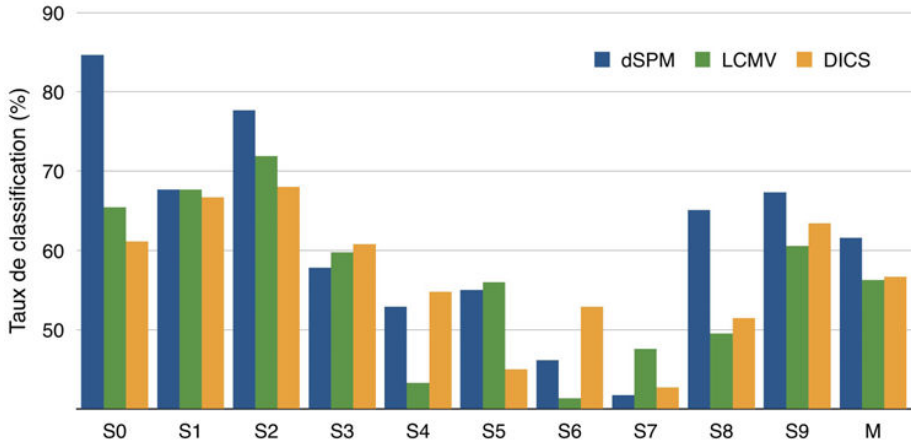

FIGURE 5.37 – Taux de classification dans la condition ambiguë sur la bande de fréquence optimale pour chaque sujet et la moyenne (M).

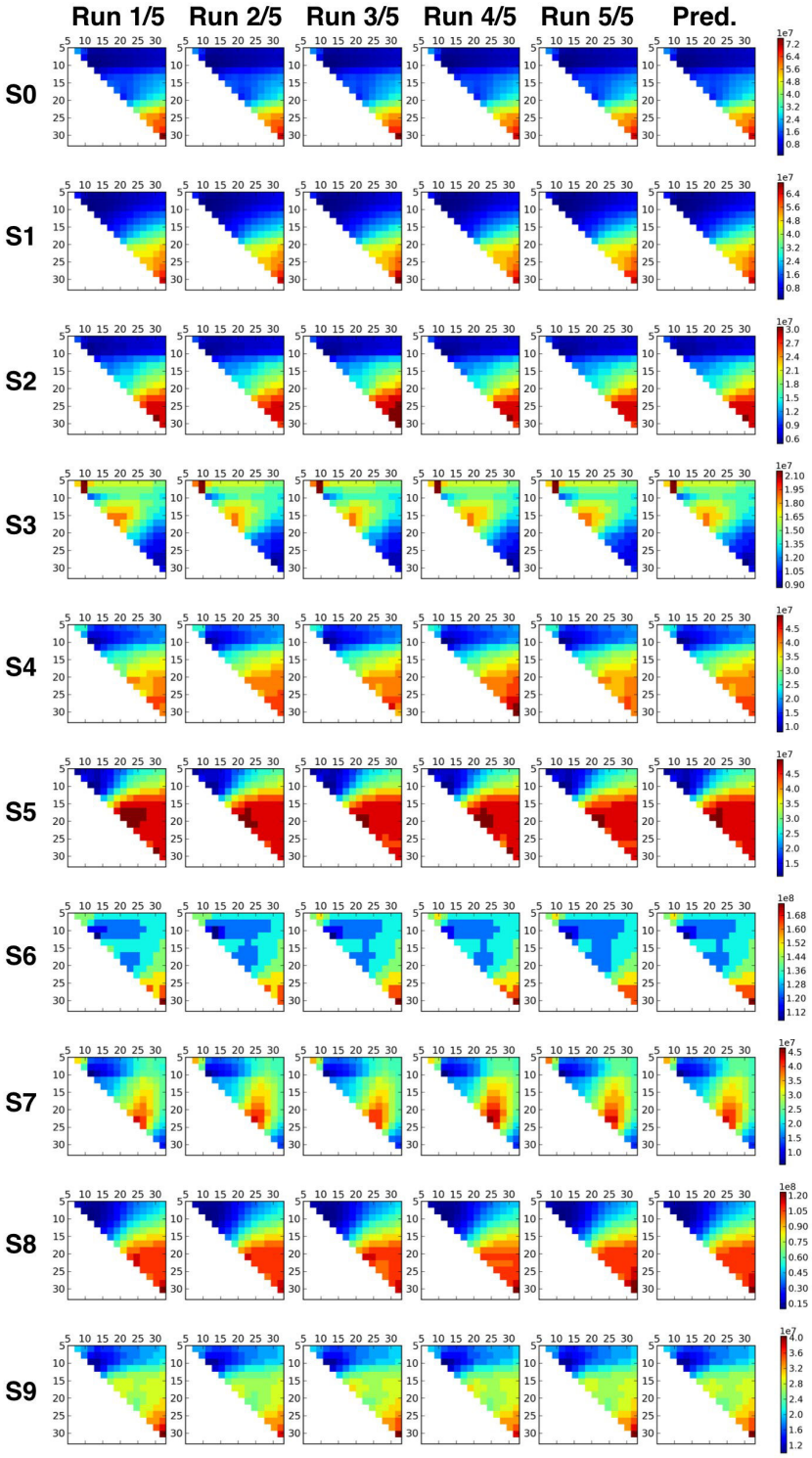

FIGURE 5.38 – Matrices de décodage : Paramètre de régularisation (en couleur) de la méthode dSPM pour chaque sujet (en lignes) et chaque itération de validation croisée (en colonnes) et tous les essais (dernière colonne) dans la condition prédictive.

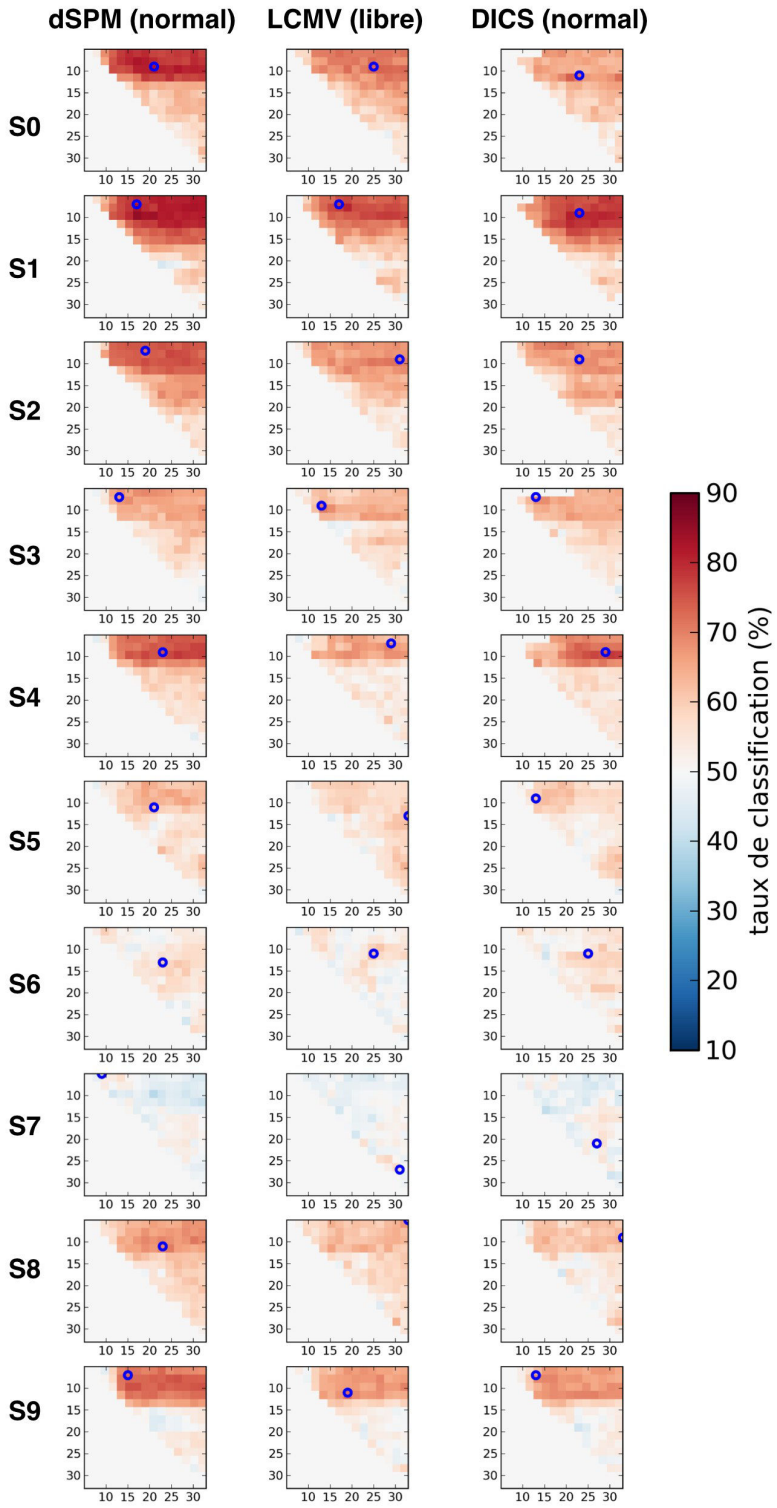

FIGURE 5.39 – Matrices de décodage : taux de classification obtenu avec un nombre de caractéristiques optimal dans la condition prédictive pour chaque sujet (en lignes) et chaque méthode d'extraction (en colonnes). La bande optimale est indiquée par un cercle bleu.

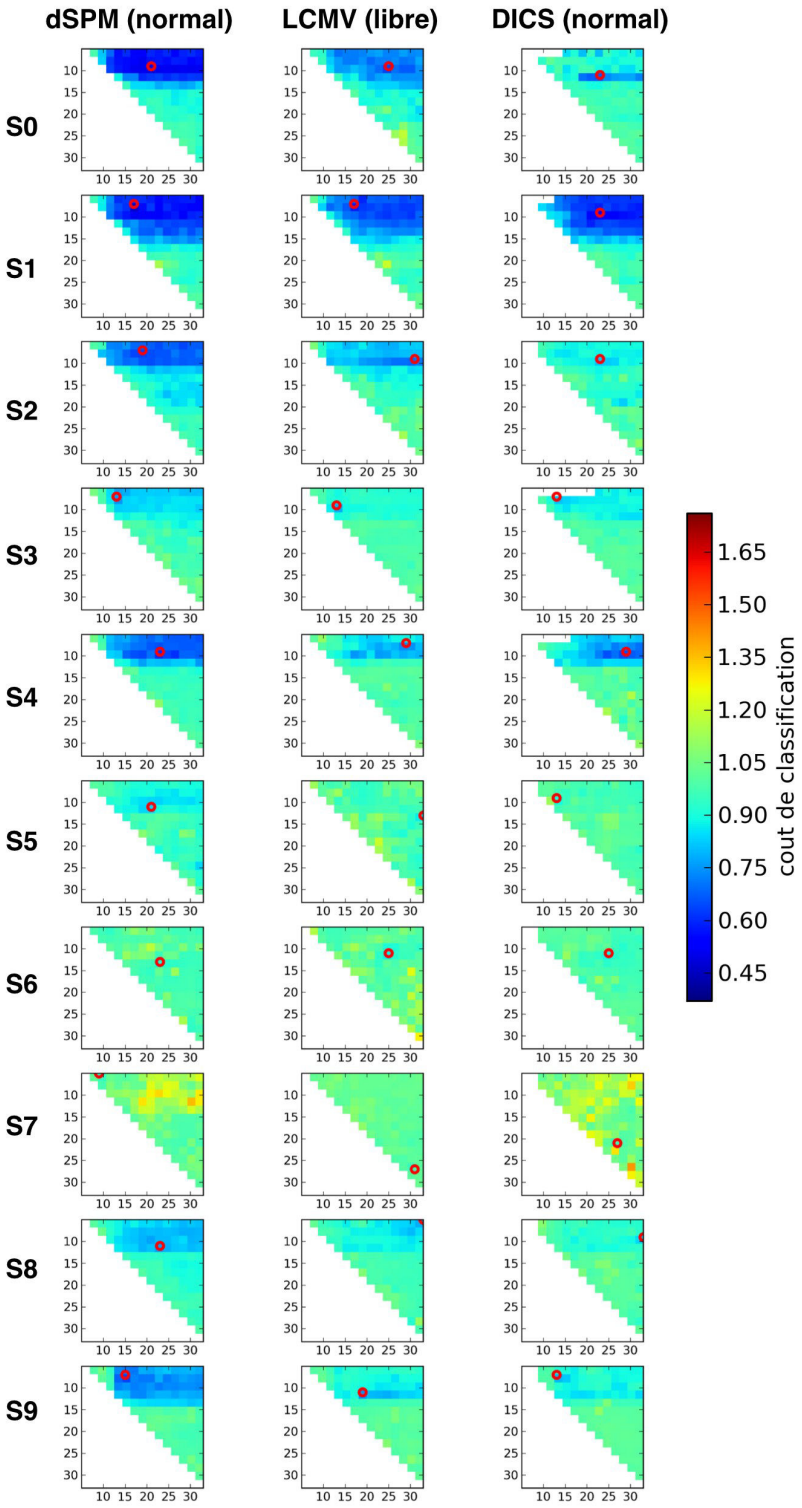

FIGURE 5.40 – Matrices de décodage : coût de classification obtenu avec un nombre de caractéristiques optimal dans la condition prédictive pour chaque sujet (en lignes) et chaque méthode d'extraction (en colonnes). La bande optimale est indiquée par un cercle rouge.

5.6.3 Comparaison des résultats

L'organisation des analyses de décodage est représenté de manière graphique sur la figure 5.41 pour comparer les principaux résultats obtenus. Globalement, nous avons appliqué des méthodes d'extraction et de sélection des caractéristiques qui donnent en moyenne un taux de classification similaire sur les essais de la condition ambiguë (1, figure 5.41). Nous attendions plus de différences au niveau des résultats, notamment en comparant l'extraction au niveau des capteurs et des sources, ou bien l'approche en comparant les méthodes univariée et multivariée de sélection les caractéristiques. Les filtres spatiaux permettant d'extraire les caractéristiques au niveau des capteurs et des sources reposent sur des principes similaires, mais ne sont pas ajustés de la même manière. En particulier, la méthode CSP ajuste le filtre de manière optimale pour discriminer l'orientation de l'attention, tandis que les méthodes d'extraction dans l'espace des sources ne prennent en compte que l'anatomie du sujet. Malgré ces différences, les valeurs d'ANOVA dépassant le seuil de sélection au niveau des sources ont une organisation topographique similaire aux patterns CSP les plus discriminants. Ce résultat suggère que les caractéristiques extraites par ces deux types de méthodes pourraient en fait refléter l'activité de sources similaires. De plus, la variabilité des résultats entre les sujets est largement supérieure à la variabilité des résultats entre les différentes méthodes appliquées. Ce point indique une capacité limitée des méthodes d'extraction et de sélection des caractéristiques à améliorer nos résultats. Nous en discuterons dans la conclusion de ce chapitre.

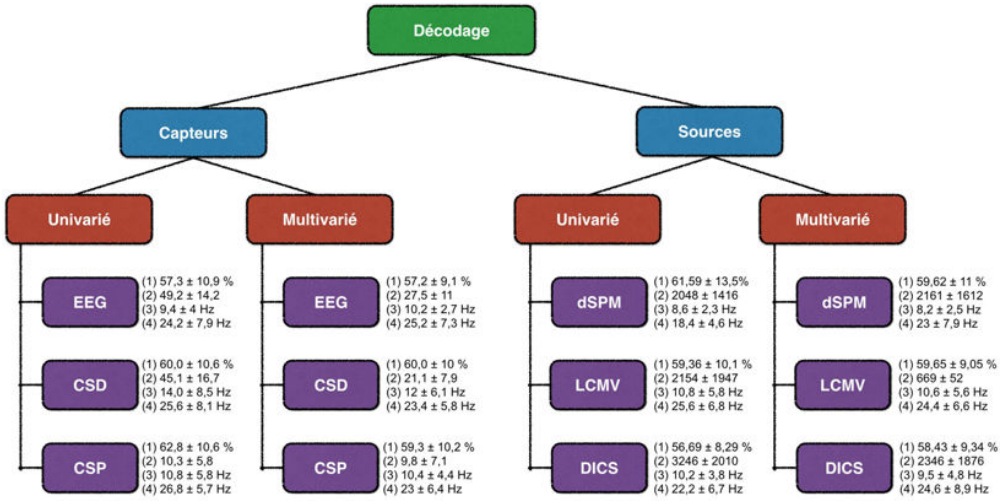

FIGURE 5.41 – Comparaison des résultats obtenus pour l'analyse de décodage des essais ambigus. Taux de classification (1), nombre de caractéristiques (2), début (3) et fin (4) de la bande de fréquence optimale.

5.7 Analyse de l'amélioration comportementale

Cette section présente les principaux résultats de l'étude publiée lors de la conférence SIGCHI [2] [Trachel et al., 2013a]. L'amélioration comportementale est évaluée par une procédure de sélection basée sur la classification des essais de la condition ambiguë. Cette procédure sélectionne les essais classés dans l'emplacement (gauche ou droite) correspondant à l'affichage de la cible et calcule ensuite le TR moyen et le TE sur ces essais pour chaque sujet. Pour clarifier cette analyse, nous ne présenterons que les résultats obtenus par décodage des caractéristiques CSP-OAS sélectionnées par l'approche multivariée dans les bandes de fréquences optimales. La même procédure est aussi appliquée pour le décodage des signaux EOG afin de contrôler que les mouvements oculaires n'apportent aucune information sur l'orientation de l'attention. Les caractéristiques EOG sont extraites en calculant la moyenne de la composante d'EOG verticale (clignements) et horizontale (saccade) sur la même fenêtre utilisée pour extraire les caractéristiques CSP, soit 1,5 s avant l'apparition de la cible. Comme prévu, le taux de classification des caractéristiques EOG obtenue en moyenne est proche du niveau de chance sur les essais de la condition ambiguë ($49,87 \pm 4,93\%$). L'amélioration obtenue par le décodage des caractéristiques CSP est évaluée de manière statistique grâce à un test de permutations aléatoires. Pour chaque sujet, nous avons calculé une distribution de TR et de TE avec une procédure de sélection aléatoire répétée 1000 fois sur les données de l'analyse de décodage. La valeur du test est calculée par le pourcentage (p) de sélections aléatoires montrant une performance comportementale meilleure que la sélection basée sur le décodage. Ainsi, on peut considérer que l'amélioration est significative lorsque p est inférieur à 5% ($p < 0,05$).

5.7.1 Amélioration du temps de réaction

La figure 5.42 montre la différence de TR entre la moyenne des essais sélectionnés avec la procédure de sélection aléatoire et la procédure de sélection basée sur le décodage des caractéristiques CSP. En moyenne à travers les sujets, nous avons obtenu une diminution du TR de $-56,07 \pm 75,64$ ms par rapport à la sélection aléatoire. Au niveau individuel, l'amélioration est significative pour le sujet S0 (-206,49 ms ; $p < 0,001$) et le sujet S2 (-137,45 ms ; $p < 0,001$). De plus, nous pouvons aussi observer une tendance pour les sujets S5 (-64,38 ms ; $p < 0,106$), S6 (-69,92 ms ; $p < 0,095$) et S8 (-84,41 ms ; $p < 0,113$). En fait, il existe une corrélation significative ($r=-0,72$; $p=0,019$) entre le taux de classification ($63,16 \pm 10,11$ %) et l'amélioration du TR obtenue à travers les sujets.

2. `chi2013.acm.org`, International conference on Human Factors in Computing Systems, Paris du 27 Avril au 2 Mai 2013

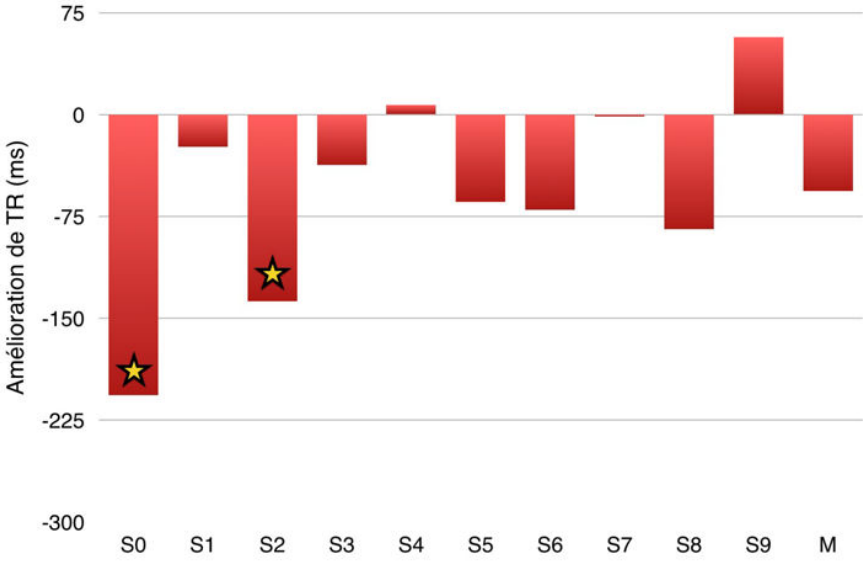

FIGURE 5.42 – Différence entre le TR sélectionné par décodage des caractéristiques CSP et par la procédure de sélection aléatoire pour chaque sujet et en moyenne (M). Les étoiles indiquent une amélioration significative (p<0,05).

5.7.2 Amélioration du taux d'erreur

De manière similaire à la section précédente, la figure 5.43 montre la différence de TE obtenue entre la procédure de sélection aléatoire et celle qui est basée sur le décodage. En moyenne, la procédure de sélection basée sur le décodage des caractéristiques CSP diminue le TE de $-4,44 \pm 6,01$ % par rapport à une sélection aléatoire. Au niveau individuel, l'amélioration est significative pour la moitié des sujets (S0 : -18,58 % ; $p < 0,001$; S2 : -8,78 %, $p < 0,001$; S3 : -3,74%, $p < 0,047$; S5 : -6,83 %, $p < 0,003$; et S7 : -4,77, $p < 0,015$). Par contre, la corrélation entre le taux de classification et l'amélioration du TE obtenue à travers les sujets n'est pas significative ($r = -0,55; p = 0,098$).

5.8 Résumé des principaux résultats

5.8.1 Résultats comportementaux

Les données comportementales enregistrées dans la condition prédictive montrent que l'attention s'oriente vers l'emplacement de la cible avec un taux d'erreur spatial inférieur à 10%. Cet effet confirme que l'adaptation du paramètre de cohérence de l'indice adapté à chaque sujet avant l'expérience stabilise le taux d'erreur spatial à travers les sujets (écart-type : 3,39 %). Le temps de réaction et le taux d'erreur sur

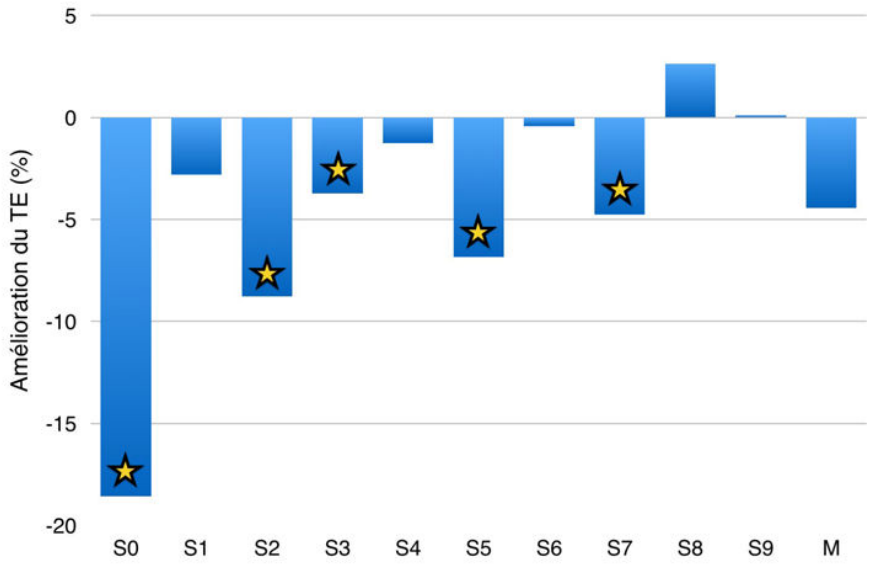

FIGURE 5.43 – Différence entre le TE sélectionné par décodage des caractéristiques CSP et par la procédure de sélection aléatoire pour chaque sujet et en moyenne (M). Les étoiles indiquent une amélioration significative ($p<0,05$).

la cible présentent l'effet de pré-indiçage spatial typiquement observé dans les tâches de pré-indiçage avec des indices symboliques simples [Posner et al., 1980, Carrasco, 2006, Dosher and Lu, 2000]. Le taux d'erreur sur les cibles qui s'affichent dans l'emplacement attendu est peu variable à travers les sujets et en moyenne inférieur à 10%, conformément au paramètre de contraste adapté au seuil de perception des sujets. Dans l'emplacement non attendu, le taux d'erreur est plus variable à travers les sujets mais en moyenne autour du niveau de chance (50 %).

Dans la condition ambiguë, l'attention s'oriente en moyenne une fois sur deux vers l'emplacement opposé. L'effet de pré-indiçage observé dans cette condition est en moyenne légèrement moins intense que dans la condition prédictive, mais néanmoins significatif et relativement systématique à travers les sujets. Ces observations démontrent que les sujets font une prédiction sur l'emplacement de la cible à partir de l'indice, même lorsque celui-ci ne contient pas d'information perceptible. A l'instar d'une situation réelle complexe, les sujets prendraient donc la décision d'orienter leur attention sur la base d'éléments indéterminés de la scène visuelle ou du contexte de la tâche. De ce fait, nous pouvons confirmer nos hypothèses à propos de la validité de l'effet de pré-indiçage avec des indices complexes complètement ambigus. Ces résultats suggèrent qu'une ICM basée sur l'orientation de l'attention dans la condition ambiguë permettrait d'améliorer la performance comportementale de chaque sujet, en approchant de la performance enregistrée dans la condition prédictive.

5.8.2 Résultats des analyses statistiques

Les analyses statistiques réalisées au niveau des capteurs et des sources ont distingué plusieurs variations de puissances impliquées dans la tâche (ERD/ERS), en particulier au niveau des bandes de fréquences alpha (8-14 Hz) et bêta (15-25 Hz). L'activité cérébrale reliée à l'indice et à la cible montre des caractéristiques différentes dans le domaine temporel, fréquentiel et cortical. D'une part, l'activité reliée à l'indice se reflète par une ERD dans les bandes alpha et bêta significative environ 500 ms après l'extinction de l'indice. L'ERD dans la bande alpha recouvre la majeure partie de la surface médiale et latérale du lobe occipital, et sa latence suggère qu'en moyenne l'extraction de la direction indiquée nécessite 60 ms de plus dans la condition ambiguë que dans la condition prédictive. L'ERD dans la bande bêta possède une composante ayant une dynamique spatio-temporelle similaire à l'ERD dans la bande alpha, et une composante supplémentaire au niveau des régions centrales et pariétales. La latence, la durée et la localisation spatiale de cette composante suggèrent que l'indice évoque un changement d'excitabilité corticale reflétant l'anticipation et la préparation de la réaction à l'affichage de la cible [Capilla et al., 2014, Wyart and Tallon-Baudry, 2008, Rihs et al., 2009, Yamagishi et al., 2003, Romei et al., 2008].

D'autre part, l'activité reliée à l'affichage de la cible se reflète par une ERS dans la bande alpha sur les régions occipitales, et une ERD dans la bande bêta sur les régions pariétales et centrales. Ces ERD/ERS sont significatives quasiment pendant toute la durée des fenêtres d'analyses qui commencent 1,5 secondes avant l'affichage de la cible. Les caractéristiques spatio-temporelles de l'ERD dans le bêta suggèrent que l'activité reliée à l'indice est maintenue jusqu'à l'affichage de la cible. En ce qui concerne l'ERS, la surface couverte est plus étendue sur l'hémisphère ipsilatéral par rapport à l'hémisphère contralatéral à l'attention. L'ERS pourrait donc également contribuer aux mécanismes d'orientation de l'attention. La littérature suggère qu'une ERS dans l'alpha reflète un mécanisme d'inhibition des structures corticales [Klimesch, 2012, Jensen and Mazaheri, 2010, Mazaheri and Jensen, 2010], en l'occurrence pour notre expérience, le cortex visuel qui encode l'information contenue dans l'hémichamp opposé à l'orientation de l'attention [Kelly et al., 2006, Thut et al., 2006, Capilla et al., 2014, Worden et al., 2000]. De plus, les cartes temps-fréquences montrent que l'ERS est aussi présente dans la bande bêta, mais semble néanmoins refléter une harmonique de l'alpha qui n'est pas impliquée de manière spécifique dans l'orientation de l'attention.

5.8.3 Résultats du décodage des données

Les analyses du décodage montrent en moyenne des résultats similaires à travers toutes les méthodes d'extraction au niveau des capteurs et des sources. Nous avons vu que la variabilité des résultats entre les sujets est bien plus importante que

la variabilité entre les méthodes. De ce fait, nos résultats suggèrent que le facteur humain (les sujets) a une influence beaucoup plus importante sur la variabilité des résultats que le facteur méthodologique. Les résultats de nos différentes méthodes d'analyse sont comparables à l'état de l'art de la littérature des ICMs basées sur l'attention visuospatiale [Fujisawa et al., 2008, Treder et al., 2011, Roijendijk et al., 2013, Gerven and Jensen, 2009, Bahramisharif et al., 2010], notamment en ce qui concerne le taux de classification obtenu en moyenne à travers les sujets dans la condition prédictive. Nous avons noté que le taux de classification dans la condition ambiguë est fortement corrélé avec celui obtenu dans la condition prédictive, mais qu'en moyenne, on relève une différence de 10% entre ces deux conditions. Ces résultats suggèrent que les sujets orientent leur attention de manière moins systématique dans la condition ambiguë.

En général, les taux de classification individuels présentés dans les études ICMs sur l'attention visuospatiale montrent une variabilité aussi large que celle observée dans nos résultats. Certaines études proposent de faire ressortir plusieurs catégories de sujets sur la base du taux de classification obtenu, en particulier les *bons* et les *mauvais* sujets [Gerven and Jensen, 2009, Bahramisharif et al., 2010]. Dans notre étude, les résultats sont aussi probablement influencés par les conditions expérimentales, et en particulier par les paramètres de l'indice et de la cible. D'une part, le paramètre de cohérence qui détermine l'ambiguïté de l'indice, s'il est établi à une valeur trop faible, peut dégrader la capacité de certains sujets à orienter de manière systématique leur attention vers un des deux emplacements. On pense en particulier à la composante d'orientation partagée pouvant intervenir quand le sujet n'arrive pas à extraire une information pertinente dans l'indice. D'autre part, le paramètre de contraste qui détermine la difficulté à discriminer la cible peut aussi influencer l'intensité de l'orientation nécessaire pour détecter les cibles affichées à bas contraste [Dosher and Lu, 2000]. Cet effet se traduit notamment par une corrélation négative à travers les sujets, entre le paramètre de contraste et le taux de classification [Roijendijk et al., 2013].

5.8.4 Résultats de l'amélioration comportementale

Les résultats de l'amélioration comportementale sont fortement corrélés avec les résultats du décodage des données, donc très variables à travers les sujets. Nous avons vu dans l'expérience précédente qu'il est nécessaire d'avoir à la fois un effet de pré-indiçage sur le comportement et un décodage performant ($> 70\%$) pour obtenir une amélioration significative. Dans cette expérience, l'effet de pré-indiçage est assez systématique dans la condition ambiguë, mais le décodage est beaucoup plus variable d'un sujet à l'autre. Néanmoins, l'amélioration peut atteindre 200 ms pour le TR, et presque 20 % pour le TE chez le meilleur sujet, ce qui suggère un réel potentiel dans un protocole en ligne.

5.9 Perspectives et améliorations possibles

En perspective de cette expérience, nous pouvons envisager d'améliorer la performance comportementale dans un protocole d'affichage temps-réel basé sur le décodage des données. Dans cette étude, nous avons optimisé les paramètres du décodage à travers différentes méthodes qui n'améliorent au final pas beaucoup nos résultats. Cette observation est importante car l'estimation des paramètres du décodage nécessite entre une heure et plusieurs heures de calculs, en particulier pour l'optimisation des bandes de fréquences dans l'espace des sources, une différence pouvant avoir des conséquences importantes sur l'organisation d'un protocole en temps réel. Dans le protocole en ligne qui sera présenté dans le prochain chapitre, nous limiterons la quantité des traitements et nous concentrerons nos effort pour améliorer l'influence du facteur humain sur nos résultats. Dans ce protocole, l'emplacement d'apparition de la cible serait sélectionné en fonction du décodage des données EEG. En particulier, un décodage performant de l'orientation de l'attention pourrait renforcer l'engagement et la motivation des sujets. En effet, les sujets réalisant que l'indice s'affiche de manière prépondérante dans l'emplacement vers lequel ils orientent leur attention auront tendance à renforcer une stratégie d'orientation de l'attention, et ainsi amélioreront en retour les performances de décodage. Comme le montre nos résultats, un tel protocole pourrait être fonctionnel dans un environnement visuel dans lequel une partie des indices visuels sont ambigus, et éventuellement en établissant un protocole adaptatif, dans un environnement intégralement ambigu.

Chapitre 6

Etude en ligne par protocoles d'interaction

Sommaire

6.1 Introduction 172
6.1.1 Objectifs de l'expérience 172
6.1.2 Hypothèses de l'expérience 173
6.2 Procédure expérimentale 173
6.2.1 Sessions d'enregistrement 173
6.2.2 Plateforme expérimentale 174
6.2.3 Calibration et décodage des données 175
6.2.4 Adaptation de la proportion d'essais 177
6.3 Protocole de calibration 178
6.3.1 Procédures adaptatives 178
6.3.2 Performance comportementale 179
6.3.3 Optimisation des paramètres de décodage 182
6.3.4 Variations de puissance dans la bande alpha 183
6.4 Protocole P1 d'affichage des cibles 187
6.4.1 Adaptation de la proportion d'essais 187
6.4.2 Décodage des données 188
6.4.3 Amélioration comportementale 189
6.4.4 Variations de puissance dans la bande alpha 192
6.5 Protocole P2 d'affichage des avertissements 197
6.5.1 Décodage des données 198
6.5.2 Amélioration comportementale 198
6.6 Résumé des principaux résultats 202
6.6.1 Variations de puissance 202
6.6.2 Décodage des données 203
6.6.3 Amélioration comportementale 203

6.1 Introduction

6.1.1 Objectifs de l'expérience

L'objectif de cette expérience est d'améliorer la performance comportementale de sujets sains dans une tâche de détection et de discrimination d'une cible visuelle complexe par 2 protocoles d'interaction basés sur une ICM. Ces protocoles utilisent un pré-indiçage spatial similaire à l'expérience précédente pour orienter l'attention visuospatiale des sujets de manière endogène avant l'apparition de la cible. La calibration de l'ICM est réalisée hors ligne avec les méthodes d'apprentissage et de sélection multivariée des caractéristiques CSP-OAS appliquées dans la condition prédictive. Les protocoles d'interaction sont basés sur le décodage en ligne des caractéristiques extraites dans la condition ambiguë où il est impossible d'établir une relation systématique entre le contenu des indications et l'orientation de l'attention visuospatiale des sujets. L'amélioration comportementale est évaluée par rapport à la performance de base des sujets enregistrée au début de l'expérience pendant le protocole de calibration.

Dans le 1er protocole d'interaction (P1), le sujet réalise la tâche dans une condition de base avec une forte proportion d'essais prédictifs (75%). Dans les essais ambigus (25%), la cible apparaît dans l'emplacement correspondant au décodage de l'orientation de l'attention du sujet. Ce protocole d'affichage de la cible vise à améliorer le taux d'erreur spatiale (TES) dans la condition ambiguë, autrement dit à augmenter la proportion d'essais où la cible apparaît dans l'emplacement attendu par le sujet. En retour, cette amélioration permet d'augmenter progressivement la proportion d'essais ambigus dans la tâche sans engendrer une détérioration globale de la performance du sujet. Par le biais de ce protocole adaptatif, l'objectif est de permettre au sujet de réaliser la tâche dans un environnement intégralement ambigu avec des performances similaires à celles obtenues dans la condition prédictive du protocole de calibration. On peut envisager de déployer ce type de protocole dans le cockpit d'un appareil pour contrôler l'affichage d'informations de contrôle sur les écrans radars, les indicateurs du tableau de bord, etc...

Dans le 2me protocole d'interaction (P2), un signal d'avertissement apparaît à l'emplacement de la cible, 140 ms avant son affichage, quand le décodage indique que l'attention du sujet est orientée vers un autre emplacement. L'objectif de ce protocole d'avertissement est de réorienter l'attention de manière automatique (exogène) pour améliorer le TR et le TE sur la cible. L'avertissement visuel est utilisé pour interrompre l'orientation de l'attention [Muller and Rabbitt, 1989] plutôt que de changer l'emplacement de la cible, ce qui est particulièrement avantageux dans une situation sans contrôle d'affichage sur la cible. Par exemple, on peut envisager d'avertir un pilote de l'occurrence imminente d'une collision avec un obstacle ou d'un accident avec un autre appareil. Par rapport aux systèmes d'avertissements

actuels, ce protocole à l'avantage de détecter l'orientation de l'attention et d'avertir le sujet uniquement lorsqu'il n'a pas correctement anticipé son emplacement. Les résultats préliminaires de cette expérience sur 5 sujets ont été publiés lors d'une conférence internationale [Trachel et al., 2013b]. Cependant pour évaluer la valeur statistique de l'amélioration obtenue, nous avons étendu ces résultats à 10 sujets (8 hommes et 2 femmes, âgés entre 21 et 33 ans).

6.1.2 Hypothèses de l'expérience

Le fonctionnement des protocoles d'interaction repose sur les hypothèses suivantes :

1. Le protocole d'affichage de la cible devrait améliorer le TES dans la condition ambiguë par rapport à la performance de base des sujets enregistrée avant l'utilisation de l'ICM. Une diminution du TES devrait optimiser l'effet de pré-indiçage et améliorer le TR et le TE des sujets.
2. En recalibrant l'ICM entre chaque bloc avec les essais enregistrés depuis le début de l'expérience, le taux de classification devrait s'améliorer en moyenne d'un bloc à l'autre et permettre d'augmenter la proportion d'essais dans la condition ambiguë, tout en maintenant le TES autour de 20 % à travers les deux conditions.
3. Le protocole d'affichage des avertissements devrait améliorer le TR et le TE en réorientant l'attention des sujets avant que la cible n'apparaisse dans l'emplacement non-attendu. Ce protocole devrait atténuer l'effet de pré-indiçage dans la condition ambiguë, mais le maintenir dans la condition prédictive.

6.2 Procédure expérimentale

6.2.1 Sessions d'enregistrement

Avant de commencer l'expérience, les sujets reçoivent les instructions de la tâche et réalisent une série de 52 essais d'entrainement avec des indices ayant une forte cohérence et des cibles affichées avec un contraste élevé. De manière similaire à l'expérience précédente, les sujets ont réalisé deux procédures QUEST [Watson and Pelli, 1983] pour d'adapter les paramètres de cohérence et de contraste à leur capacité perceptive. Suite à la calibration, l'expérience se déroule en 3 sessions d'enregistrements consécutives :

— Une session hors ligne pour réaliser la calibration initiale de l'ICM et établir une ligne de base sur la performance comportementale des sujets.
— Une 1re session en ligne pour évaluer le protocole P1 d'affichage des cibles.
— Une 2me session en ligne pour évaluer le protocole P2 d'affichage des avertissements.

La session hors ligne est composée de 4 blocs de 52 essais avec une proportion d'indices similaire à l'expérience précédente (75 % / 25 %), c'est-à-dire au total 156 essais dans la condition prédictive et 52 essais dans la condition ambiguë. La session en ligne P1 est aussi composée de 4 blocs d'essais avec une proportion d'indices ambigus variable : la probabilité d'obtenir un indice ambigu/prédictif est adaptée d'un essai à l'autre en fonction du taux de classification calculé depuis le début de l'expérience (voir section 6.2.4). La session en ligne P2 est composée de 2 blocs d'essais avec une proportion d'indices ambigus fixée par le taux de classification obtenu sur les 52 derniers essais ambigus de la session P1.

6.2.2 Plateforme expérimentale

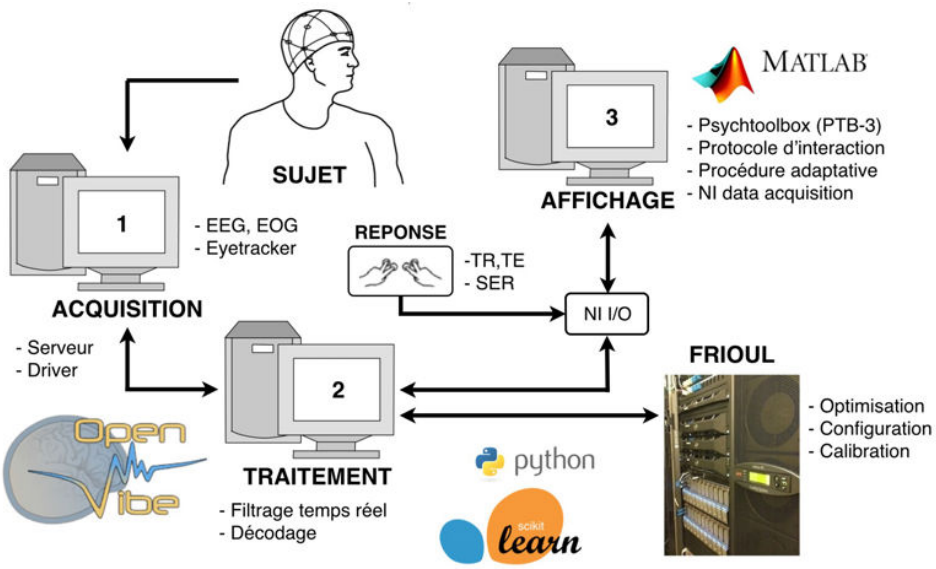

FIGURE 6.1 – Schéma de la plateforme expérimentale composé d'un ordinateur d'acquisition (1), d'un ordinateur de traitement (2) et d'un ordinateur d'affichage (3). Pour chaque calibration, les données sont envoyées à la grappe de calcul (Frioul) qui optimise le décodage et génère les fichiers pour configurer les paramètres du protocole dans le bloc d'essais suivant.

Pour réaliser cette expérience, nous avons installé une plateforme expérimentale à l'INT qui est composée de plusieurs éléments représentés sur les figures 6.1 et 6.2. La plateforme logicielle OpenViBE [Renard et al., 2010] est déployée sur un ordinateur d'acquisition (1, figure 6.1) et un ordinateur de traitement (2, figure 6.1). Le serveur d'acquisition d'OpenViBE reçoit les données électro-physiologiques (EEG et EOG) grâce à des drivers installés spécifiquement sur cette machine pour fonctionner avec le système d'acquisition Biosemi. Il est important de mentionner que ces

drivers fonctionnent avec le système d'exploitation Linux Ubuntu 10.04 et ne sont pas officiellement supportés par le logiciel OpenViBE. Une connection ethernet en réseau local permet au serveur d'acquisition d'envoyer les paquets de données au designer d'OpenViBE sur l'ordinateur de traitement. La chaîne de traitement nécessaire au protocole est implémentée dans le designer, notamment avec deux boîtes de filtrage (temporel et spatial) qui réalisent le traitement des signaux, et d'une boîte Python qui réalise l'apprentissage et le décodage des données avec la toolbox sklearn [Pedregosa et al., 2011]. L'ordinateur de traitement communique avec l'ordinateur d'affichage (3, figure 6.1) par une carte d'acquisition de données (I/O, figure 6.1). La tâche est implémentée avec la toolbox Psychtoolbox (PTB-3) [Brainard, 1997] sur l'ordinateur d'affichage qui enregistre aussi les données de l'eye-tracker et les réponses comportementales des sujets. Cet ordinateur communique plusieurs événements de la tâche à l'ordinateur de traitement, notamment le début de chaque essai ainsi que l'affichage de l'indice ou de la cible. Avant l'affichage de chaque cible, l'ordinateur d'affichage envoie un événement à l'ordinateur de traitement qui lui renvoie un événement (gauche ou droit) correspondant au décodage de l'orientation de l'attention du sujet pour commander l'affichage visuel. Les données sont enregistrées au format GDF par le designer d'OpenViBE et copiées dans un répertoire distant pour lancer la calibration de l'ICM sur la grappe de calcul (Frioul, figure 6.1). Les fichiers GDF sont importées dans MNE avec la toolbox BioSig [1] [Vidaurre et al., 2011] interfacée en Python. Tous les fichiers GDF enregistrés depuis le début de l'expérience sont utilisés par le programme de calibration qui est lancé sur un noeud de la grappe de calcul pour estimer les paramètres de décodage du bloc suivant.

Pendant l'expérience, les sujets sont isolés par un rideau noir pour s'assurer que leur attention visuelle ne soit pas détournée de l'écran d'affichage (3.b, figure 6.2). La tâche s'affiche sur cet écran qui leur donne aussi les instructions de départ et un retour de performance à la fin de chaque session d'enregistrement. Les expérimentateurs sont assis en face de 4 écrans (1, 2.a, 2.b et 3.a) qui permettent de :

— Vérifier la qualité des signaux enregistrés par le système EEG et contrôler le serveur d'acquisition d'OpenViBE (1),
— Lancer le programme de calibration sur la grappe de calcul (2.a), configurer et contrôler le designer d'OpenViBE (2.b),
— Lancer le programme de la tâche et suivre les performances du sujet d'un essai à l'autre (3.a).

6.2.3 Calibration et décodage des données

Sur la base des résultats obtenus dans l'expérience précédente, nous avons choisi d'implémenter l'ICM avec la méthode d'extraction des caractéristiques CSP-OAS et l'approche de sélection multivariée. Pendant la calibration, tous les paramètres du

1. `biosig.sourceforge.net`



FIGURE 6.2 – Photo de la salle d'expérience composée des différents éléments représentés schématiquement sur la figure 6.1. 5 écrans ont été utilisés dans l'expérience : Un écran de l'ordinateur d'acquisition (1), deux écrans qui affichent les traitements de la grappe de calcul (2.a) et d'OpenViBE (2.b), et un écran qui donne un retour sur la tâche (3.a), un écran pour l'affichage des stimuli au sujet. Le sujet est placé à 60 cm de l'écran (3.b).

décodage sont estimés sur les essais de la condition prédictive (filtres CSP, nombre de caractéristiques, régularisation du SVM). L'ensemble des filtres CSP est sélectionné par une procédure d'élimination récursive par validation croisée (RFECV dans sklearn [2]). Cette procédure applique la procédure RFE sur 5 itérations de validation croisée pour estimer le nombre de caractéristiques (N) qui minimise le coût de classification obtenu en moyenne sur les 5 bases de test, et applique une dernière fois la procédure RFE sur l'ensemble des données pour sélectionner N filtres. De plus, la procédure RFECV est répétée à travers une gamme de paramètres pour optimiser la régularisation du SVM ($C = \{10^{-4}...10^{4}\}$). Pour ne pas faire attendre le sujet trop longtemps pendant la calibration, la gamme de paramètres C est divisée en plusieurs parties pour exécuter la procédure RFECV en parallèle sur 20 processeurs, de sorte que la durée de calibration ne dépasse pas 5 min. Une fois la calibration terminée, les coefficients des filtres CSP sont sauvés dans un fichier de configuration d'OpenViBE qui sera ensuite chargé automatiquement. Le paramètre de régularisation et l'espace des caractéristiques sélectionnées sont sauvés au format NumPy et directement chargés par la boîte Python au début de chaque session

2. `http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_selection.RFECV.html`

en ligne pour ajuster le SVM et préparer l'ICM au décodage des données. De plus, nous avons aussi sauvé des images qui représentent la topographie des patterns pour vérifier la pertinence des filtres CSP sélectionnés.

Après l'expérience, nous avons exclu les essais où le signal EOG dépasse un seuil de $120\mu V$ [Rihs et al., 2007]. Pour contrôler que les données restantes ne contiennent plus d'activité oculaire, nous avons répliqué l'analyse de décodage hors ligne sur les signaux EOG. Les caractéristiques sont extraites en calculant la moyenne de chaque composante EOG à travers une fenêtre de 1,5 s avant l'affichage de la cible. De plus, nous avons aussi analysé les données de l'eye-tracker enregistrées pour les 4 derniers sujets. Ces données permettent d'extraire la valeur moyenne de plusieurs caractéristiques sur une durée de 1,5 s avant l'affichage de la cible. Les caractéristiques extraites sur ces données sont :

— La position du regard dans le plan de l'écran.
— La vitesse de déplacement du regard.
— Le diamètre de la pupille de chaque œil.

6.2.4 Adaptation de la proportion d'essais

L'adaptation de la proportion d'essais est basé sur les rapport subjectifs qui indiquent à la fin de chaque essai, si la cible s'est affichée dans l'emplacement attendu par le sujet. Ainsi, on peut adapter le taux d'affichage des indices prédictifs (α) ou ambigus ($\beta = 1 - \alpha$), en fonction du taux d'erreur spatiale calculé à travers les 52 derniers essais de la condition ambiguë (TES_{ambi}). Cette règle d'adaptation se formalise par le système d'équation suivant :

$$\begin{cases} \text{si } TES_{ambi} > 20\%, & \alpha \times TES_{pred} + \beta \times TES_{ambi} = 20\% \\ & \alpha + \beta = 1 \\ \text{sinon,} & \alpha = 0 \text{ et } \beta = 1 \end{cases} \tag{6.1}$$

Pour le protocole de calibration, la proportion d'indices ($\alpha = 0,75$ et $\beta = 0,25$) correspond à la solution (6.1) pour les valeurs $TES_{pred} = 10\%$ et $TES_{ambi} = 50\%$ attendues avec le paramètre de cohérence. Pour le protocole d'affichage de la cible, nous avons remplacé TES_{ambi} par le taux d'erreur de classification calculé à partir des rapports subjectifs, étant donné que la cible s'affiche sur la base du décodage pour les essais de la condition ambiguë. De plus, TES_{pred} est fixé à 10 % de sorte que la proportion d'indices ne varie qu'en fonction du taux de classification. Ainsi, nous pouvons contrôler le facteur qui détermine la proportion d'essais et prédire son évolution (figure 6.3). Cette procédure a aussi l'avantage d'adapter la proportion d'essais inclus dans l'ensemble d'apprentissage (condition prédictive) et de test (condition ambiguë). L'ensemble d'apprentissage contiendra plus d'essais que l'ensemble de test tant que le taux de classification sur l'ensemble de test reste inférieur à 70 % (voir le croisement des courbes bleue et verte sur la figure 6.3).

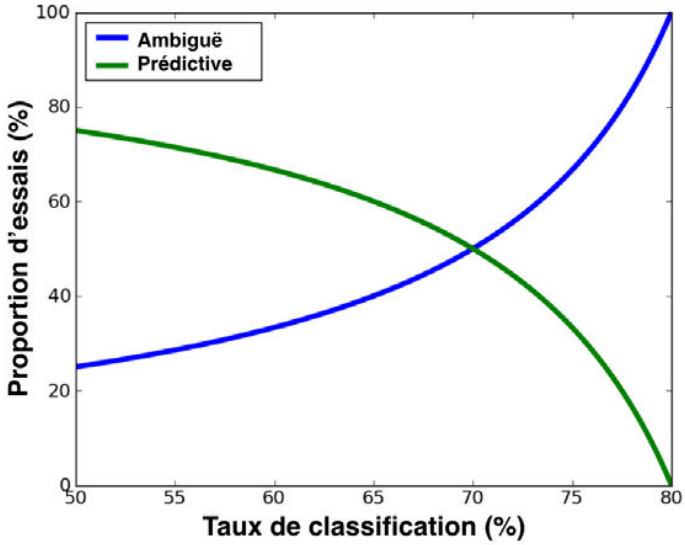

FIGURE 6.3 – Evolution de la proportion d'indices dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert), en fonction du taux de classification dans la condition ambiguë.

Pour le protocole d'affichage des avertissements, nous avons conservé la proportion d'indices tel qu'elle est définie par l'équation 6.1 à la fin du protocole d'affichage de la cible (P1). D'après nos hypothèses concernant l'évolution du taux de classification pendant l'expérience, nous attendons une proportion d'essais ambigus assez élevé à la fin de ce protocole, voire une proportion composée uniquement d'essais ambigus si le taux de classification dépasse 80 % sur les 52 derniers essais.

6.3 Protocole de calibration

6.3.1 Procédures adaptatives

Les paramètres des indices prédictifs et des cibles sont adaptés au seuil de perception des sujets par les procédures QUEST avant de commencer l'expérience. En moyenne à travers les sujets, le paramètre de cohérence est ajusté à $0,90 \pm 0,37$ pour les indices de la condition prédictive et à 0 pour les indices de la condition ambiguë. Ces paramètres visent à contrôler le TES à travers les sujets pour qu'il soit en dessous de 10 % dans la condition prédictive, autour du niveau de chance (50%) dans la condition ambiguë, et donc globalement inférieur à 20% pendant ce protocole. Le paramètre de contraste des cibles est ajusté à $16,65 \pm 6,21\%$ pour contrôler TE sur la cible à travers les sujets et s'assurer qu'il ne dépasse pas les 10 % dans l'emplacement attendu. Néanmoins, l'effet de pré-indiçage devrait produire un TE plus élevé, voire proche du niveau de chance dans l'emplacement non-attendu.

6.3.2 Performance comportementale

Globalement sur les 4 premiers blocs de calibration, le TES des sujets calculé en moyenne à travers les sujets et les 2 conditions (ambiguë et prédictive) correspond au niveau de performance attendu ($17,90 \pm 3,75\%$; t-test à 20%, $t = -1,652; p = 0,133$). Le TES moyen obtenu sur les indices de la condition prédictive correspond au TES attendu ($10,32 \pm 4,49\%$; t-test à 10%, $t = 0,214; p = 0,835$), et le TES sur les indices de la condition ambiguë est un peu en dessous du niveau de la chance ($40,77 \pm 8,68\%$; t-test à 50%, $t = -3,191; p = 0,011$). Au niveau individuel, 5 sujets montrent des TES vraiment proche du niveau de performance attendue dans chaque condition (voir S0, S1, S5, S8 et S9 sur la figure 6.4). De ce fait, le TES est significativement plus bas avec les indices de la condition prédictive par rapport à la condition ambiguë (t-test apparié, $t = -8,878; p = 9,550 \times 10^{-6}$).

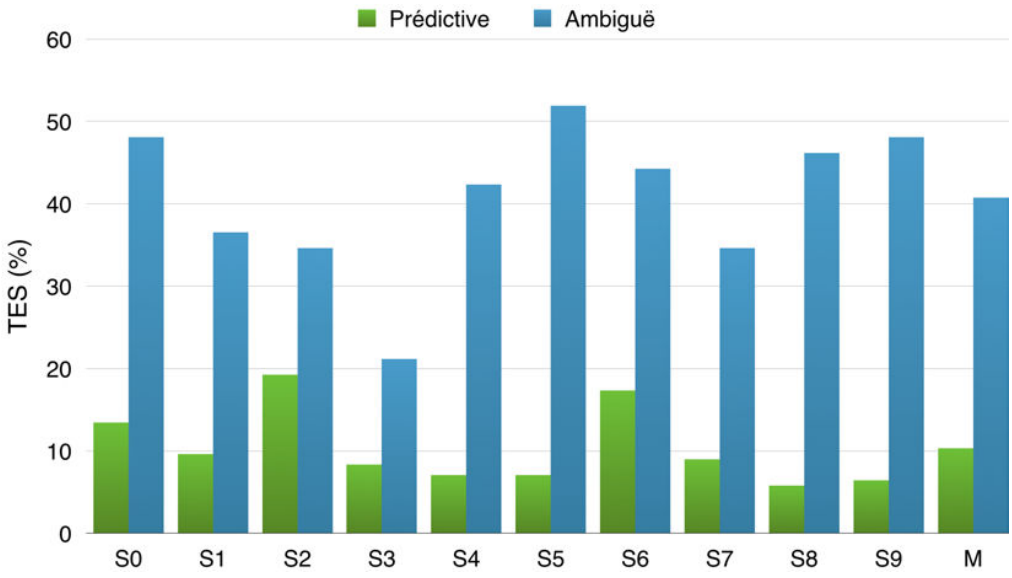

FIGURE 6.4 – Protocole de calibration : Taux d'erreur spatiale (TES) dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert) pour chaque sujets et la moyenne (M).

L'effet de pré-indiçage spatial est observé à la fois sur le temps de réaction (TR, figure 6.5) et le taux d'erreur (TE, figure 6.6) sur la cible. Dans la condition prédictive, le TR est 644 ± 374 ms plus rapide dans l'emplacement attendu par rapport à l'emplacement non-attendu. Cet effet est systématique à travers les sujets ($t = -5,441; p = 4,105 \times 10^{-4}$) mais d'une amplitude variable entre les sujets (voir prédictive attendue vs prédictive non-attendue, figure 6.5). Dans la condition ambigüe, le TR montre une diminution de 543 ± 285 ms dans l'emplacement attendu par rapport à l'emplacement non-attendu. Cet effet est aussi systématique que dans la condition prédictive ($t = -6,039; p = 1,937 \times 10^{-4}$) bien que son amplitude soit

légèrement inférieure en moyenne (voir ambiguë attendue vs ambiguë non-attendue, figure 6.5). Par conséquent, les sujets réagissent significativement plus vite dans la condition prédictive par rapport à la condition ambiguë (798 ± 180 vs 1033 ± 200 ms ; $t = -6,339; p = 1,345 \times 10^{-4}$). De plus, nous avons vérifié qu'aucun effet de latéralisation visuel ne pourrait biaiser le TR dans un emplacement par rapport à l'autre. Mais nous avons trouvé une différence de TR significative (p<0,005) entre les cibles s'affichant dans l'emplacement droit et gauche pour 4 sujets (S1 : $t = -4,486; p = 1,204 \times 10^{-5}$; S6 : $t = 3,907; p = 1,266 \times 10^{-4}$; S7 : $t = -4,382; p = 1,867 \times 10^{-5}$ et S9 : $t = -3,172; p = 1,7459 \times 10^{-3}$). Cet effet est en moyenne deux fois plus petit (317 ± 46 ms) par rapport aux effets de pré-indiçages décrit précédemment. Nous devons donc le prendre en compte si la proportion de cibles affichées dans l'emplacement gauche/droit n'est pas équivalente. Par ailleurs, nous n'avons trouvé aucun effet de latéralisation moteur entre les réponses main droite vs main gauche.

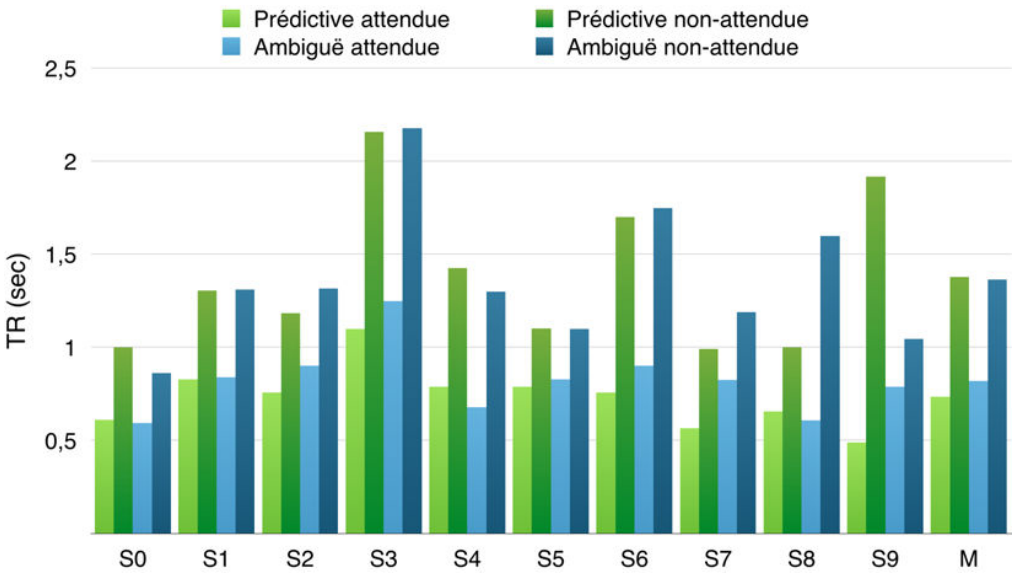

FIGURE 6.5 – Protocole de calibration : Temps de réaction (TR) moyen sur une cible attendue vs non-attendue, dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert), pour chaque sujets et la moyenne (M).

Au niveau du TE, on observe une réduction moyenne de $45,85 \pm 19,48\%$ dans la condition prédictive pour les cibles affichées dans l'emplacement attendu vs non-attendu ($t = -7,443; p = 3,920 \times 10^{-5}$). Cet effet est aussi systématique à travers les sujets et conforme au TE attendu dans l'emplacement attendu (t-test à 10% ; $t = -0,595; p = 0,566$) et dans l'emplacement non-attendu (t-test à 50% ; $t = 0,767; p = 0,463$). Dans la condition ambiguë, le TE diminue en moyenne de $38,92 \pm 25,35\%$ entre les cibles affichées dans l'emplacement attendu vs non-attendu ($t =$

$-4,855; p = 9,020 \times 10^{-4}$). De même, l'effet de pré-indiçage est systématique et conforme aux performances attendues dans l'emplacement attendu (t-test à 10% ; $t = -0,928; p = 0,378$) et dans l'emplacement non-attendu (t-test à 50% ; $t = -0,481; p = 0,642$). Par conséquent, le TE est significativement meilleur dans la condition prédictive par rapport à la condition ambiguë ($13,65 \pm 6,23$ vs $22,88 \pm 7,98$ % ; $t = -3,907; p = 3,579 \times 10^{-3}$).

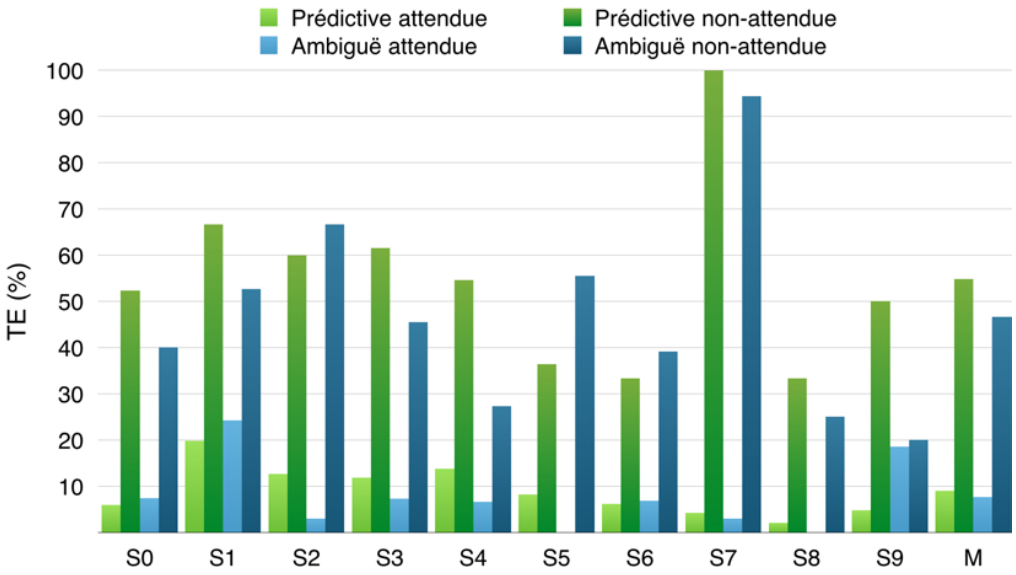

FIGURE 6.6 – Protocole de calibration : Taux d'erreur (TE) moyen sur une cible attendue vs non-attendue, dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert), pour chaque sujets et la moyenne (M).

L'influence du TR sur le TE est analysé en calculant des fonctions de précision conditionnelle [Gratton et al., 1988] (en anglais, conditional accuracy functions) permettant d'étudier l'interaction entre la rapidité des réponses et les effets comportementaux dans les tâches de conflict [Stins et al., 2007]. Cette fonction permet de comparer la proportion d'erreurs sur la cible liées aux réponses impulsives et aux réponses lentes [Dickman and Meyer, 1988]. Dans la condition prédictive, nous avons attribué pour chaque sujet, 10 % des TR les plus courts (470 ± 73 ms) à des réponses impulsives, et 20 % des TR les plus longs (1594 ± 414 ms) à des réponses lentes. En moyenne à travers les sujets, les réponses impulsives produisent $14,74 \pm 7,75$ % des erreurs, tandis que les réponses lentes en produisent $62,38 \pm 11,95$ %. Ce résultat indique que plus de la moitié des erreurs sont liées aux réponses lentes, probablement parce que les sujets n'ont pas pu identifier l'orientation de la cible, ou qu'ils ne l'ont pas vue apparaitre du tout.

6.3.3 Optimisation des paramètres de décodage

Lors du premier bloc de P1, l'ICM est calibrée en utilisant l'ensemble des essais des 4 blocs de calibration. Entre chaque bloc de P1, l'ICM est re-calibrée en intégrant à la base de calibration les essais enregistrés dans le bloc précédent. Pour chaque calibration, les filtres CSP et le paramètre de régularisation du SVM (section 3.4.1, équation 3.2) sont sélectionnés en minimisant le coût de classification, obtenu en moyenne à travers 5 itérations de validation croisée sur les essais de la condition prédictive. Par example, la figure 6.7 montre les résultats obtenus au début de chaque bloc (de gauche à droite) pour le premier sujet. La plupart des résultats montrent une augmentation brutale du coût pour les paramètres de régularisation trop élevés, typiquement à partir de 10^2. Néanmoins, cet artefact n'est pas gênant pour extraire la valeur du coût minimal correspondant aux paramètres sélectionnés (points blancs sur la figure 6.7).

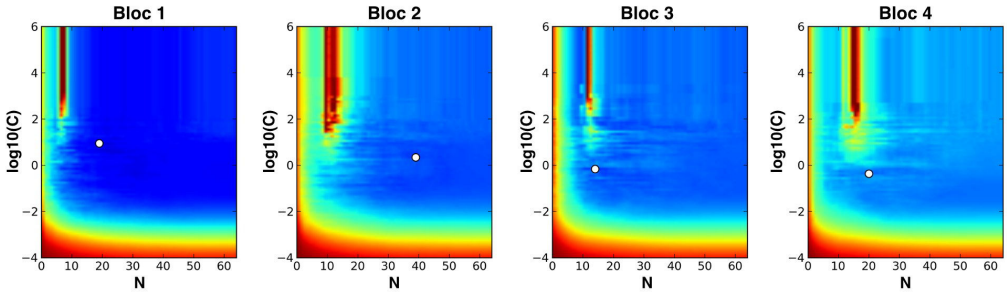

FIGURE 6.7 – Protocole de calibration : Sélection du nombre de caractéristique (N, en abscisse) et du paramètre de régularisation ($log10(C)$, en ordonnée) minimisant le coût de classification (point blanc) à travers 5 itérations de validation croisée dans la condition prédictive.

En se basant sur la topographie des patterns correspondant aux filtres CSP sélectionnés, nous avons parfois relancé la procédure de sélection lorsque trop de patterns étaient sélectionnés, en l'absence de cohérence physiologique [Blankertz et al., 2008]. Nous avons notamment changé le nombre de caractéristiques éliminées à chaque itération de la procédure RFE pour obtenir moins de filtres à la fin de la sélection. Par conséquent, les patterns spatiaux sélectionnés ressemblent quasiment tous aux patterns observés dans les expériences précédentes, en particulier les patterns situés parmi les premiers et les derniers filtres (voir CSP_{gauche} et CSP_{droite} sur la figure 6.8). Cependant, le pattern de certains sujets contient encore des artefacts que la procédure RFE a systématiquement sélectionné (voir CSP-L pour S4 et S7 sur la figure 6.8)

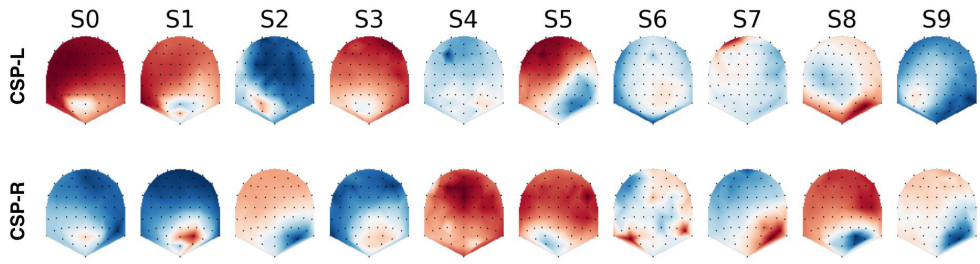

FIGURE 6.8 – Protocole de calibration : Patterns du premier (en haut) et du dernier (en bas) filtre CSP sélectionné au début du protocole sur les essais de la condition prédictive pour chaque sujet.

6.3.4 Variations de puissance dans la bande alpha

Dans cette section, nous étudions les variations de puissances impliquées dans la tâche notamment l'ERD liée à l'affichage de l'indice et l'ERS précédent l'affichage de la cible, similaires à celles observées dans l'expérience précédente. Les ERD/ERS ont été obtenues par une approche comparable à la section 5.4, c'est-à-dire en filtrant les signaux CSD dans la bande alpha (8-14 Hz), en calculant une transformée en ondelettes continues à travers cette bande de fréquence et en corrigeant la puissance en essai par essai sur une ligne de base prise 500ms avant l'apparition de l'indice. De plus, nous analysons aussi les variations de puissance impliquées dans l'orientation de l'attention en calculant la différence de puissance en sortie des filtres CSP_{gauche} et CSP_{droite} (figure 6.8). Ce différentiel de puissance est normalisé de la même manière que les ERD/ERS pour éliminer le biais de variance en sortie des filtres.

ERD reliée à l'indice

En moyenne à travers les sujets, l'ERD reliée à l'affichage de l'indice dans la bande alpha montre une évolution spatio-temporelle similaire aux ERDs décrites au niveau des capteurs (section 5.4) et des sources (section 5.5) dans l'expérience précédente. La figure 6.9 montre l'évolution moyenne des ERD/ERS à travers les sujets dans la condition prédictive, quand l'attention s'oriente à gauche (courbe rouge) ou à droite (courbe bleue). Les régions coloriées en rouge et en bleu indiquent l'intervalle de confiance à 95% ($ci_{95\%} = 1,96 \times \sigma/\sqrt{10}$, avec σ l'écart type à travers les sujets). Au niveau topographique, un potentiel évoqué par l'apparition de l'indice se reflète sur les électrodes occipitales-latérales bilatéralement (à 250ms), suivi d'une ERD sur les électrodes occipitales de la ligne médiane (à 500ms) et d'une ERS tardive et dominante sur l'hémisphère droit (à 1250ms).

Au niveau individuel, l'analyse statistique montre que l'ERD est significative chez plusieurs sujets, en particulier sur Oz quand l'attention s'oriente à gauche pour S0, S2, S3 et S8, et sur O2 quand l'attention s'oriente à droite pour S0, S3, S4,

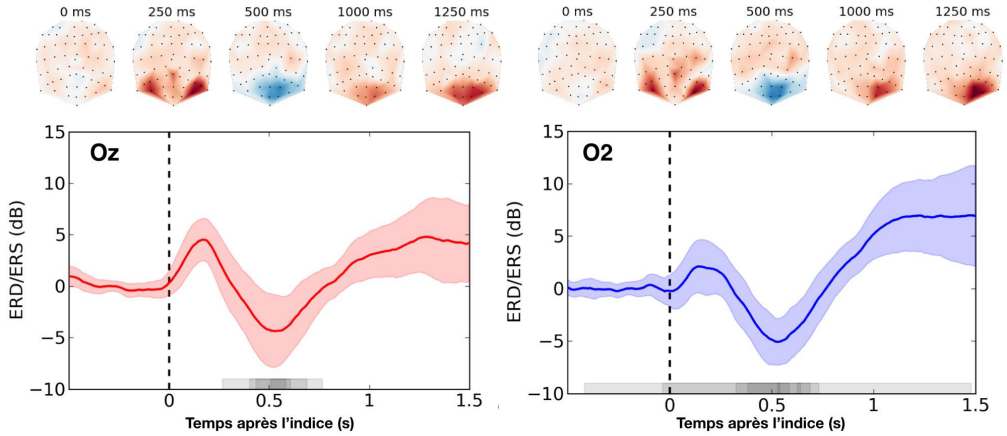

FIGURE 6.9 – Protocole de calibration : ERD reliée à l'indice dans la condition prédictive quand l'attention s'oriente à gauche (en rouge, $ci_{95\%}$) ou à droite (en bleu, $ci_{95\%}$). Les bandes grises superposées sur l'axe temporel indiquent le nombre de sujets montrant une ERD est significative.

S7, S8 et S9 (voir les régions foncées sur l'évolution temporelle des ERD/ERS dans la figure 6.9). Nous avons aussi observé une ERD dans la condition ambiguë qui montre un profil similaire en moyenne par rapport à la condition prédictive. Cependant, les ERD sont significatives chez moins de sujets dans la condition ambiguë (essais gauche : S0, S3, S7 et S8 ; essais droite : S0, S1, S9), notamment à cause du nombre d'essais disponibles moins important dans cette condition ($N_{gauche} = 22 \pm 8$ et $N_{droite} = 23 \pm 9$). En regroupant la latence des ERD extraites sur les essais gauche et droite, on observe une différence de latence entre la condition prédictive et ambiguë (503 ± 114 vs 658 ± 284 ms ; $t = -1,564; p = 0,138$). Cette tendance était déjà ressortie de l'analyse des ERD au niveau des sources dans l'expérience précédente et suggère une différence de durée au niveau du traitement de l'information directionnelle contenue dans les indices prédictifs et ambigus.

ERS reliée à la cible

En moyenne à travers les sujets, l'ERS qui précède l'affichage de la cible dans la bande alpha montre aussi une évolution spatio-temporelle similaire aux ERS décrites dans l'expérience précédente. La figure 6.10 montre l'évolution moyenne de cette ERS à travers les sujets, quand l'attention s'oriente à gauche (courbe rouge) et à droite (courbe bleu) dans la condition prédictive. L'ERS est dominante sur l'hémisphère droit et augmente progressivement avant l'affichage de la cible (entre -1000 et 0ms), mais ne semble pas co-varier avec l'orientation de l'attention.

Au niveau individuel, l'analyse statistique montre que cette ERS est significa-

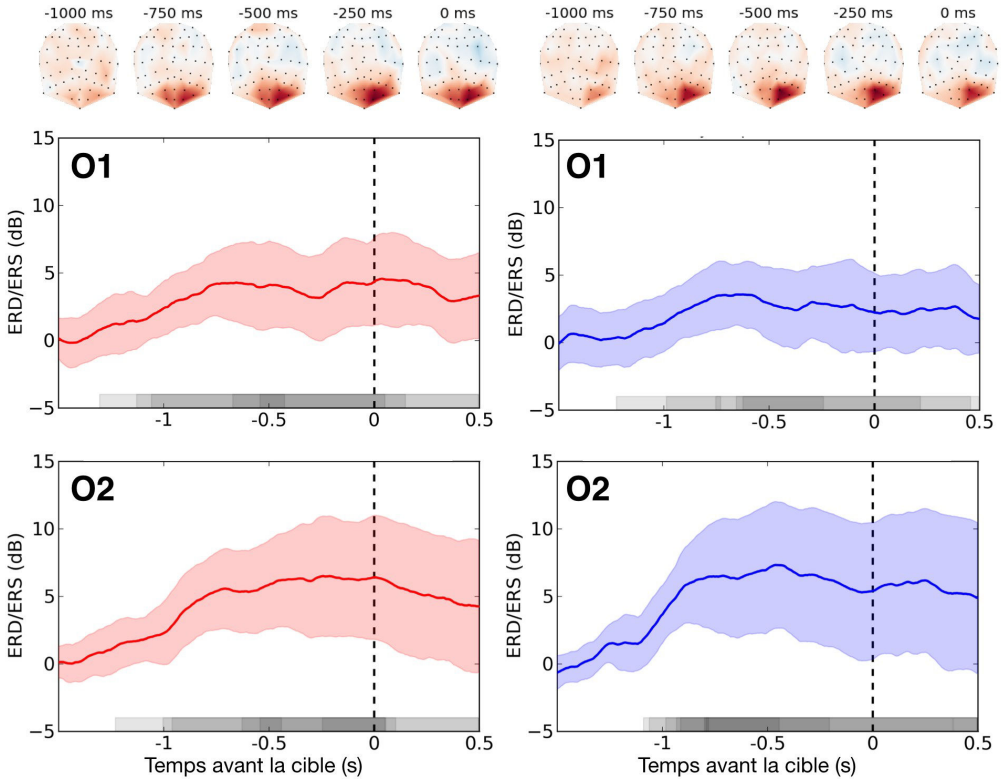

FIGURE 6.10 – Protocole de calibration : ERS reliée à la cible dans la condition prédictive quand l'attention s'oriente à gauche (courbe rouge, $ci_{95\%}$) ou à droite (courbe bleue, $ci_{95\%}$). Les bandes grises superposées sur l'axe temporel indiquent le nombre de sujets montrant une ERS significative.

tive quasiment pour tous les sujets sur l'hémisphère droit, notamment sur O2 quand l'attention s'oriente à gauche pour S0, S1, S3, S5, S8 et S9, ou à droite pour S0, S1, S2, S3, S5, S6, S8, et S9, comme le montre les régions foncées sur l'évolution temporelle des ERD/ERS dans la figure 6.10. Nous avons aussi observé une ERS dans la condition ambiguë qui montre un profil moyen similaire à la condition prédictive sur ces deux électrodes. Néanmoins, les ERS de la condition ambiguë ont tendance à avoir une latence plus tardive par rapport à la condition prédictive (-332 ± 269 vs -210 ± 264 ms ; $t = -1,465; p = 0,151$).

Différentiel de puissance en sortie des filtres

Le différentiel de puissance calculé entre la sortie des filtres CSP_{gauche} et CSP_{droite} montre un effet de latéralisation qui se reflète sur les fenêtres de temps utilisées pour l'analyse des ERD/ERS reliées à l'indice (figure 6.11, à gauche) et qui précède par la cible (figure 6.11, à droite). Cet effet de latéralisation se traduit

par une puissance plus élevée en sortie du filtre ipsilatéral à l'orientation de l'attention (CSP_{gauche} quand l'attention est à gauche et CSP_{droite} quand l'attention est à droite), par rapport au filtre controlatéral. Par conséquent, le différentiel de puissance $dP = log_{10}(CSP_{gauche}/CSP_{droite})$ est positif quand l'attention s'oriente à gauche (figure 6.11, courbes rouges) et négatif quand l'attention s'oriente à droite (figure 6.11, courbes bleu). L'analyse statistique au niveau du groupe de sujet montre que la différence de dP entre les essais gauche et droite commence à être significative, d'une part 976 ms après l'extinction de l'indice, et d'autre part 1 277 ms avant l'affichage de la cible. Nous avons aussi réalisé cette analyse au niveau individuel pour connaitre la distribution temporelle de cet effet. L'échelle horizontale de niveaux de gris en bas de la figure indique le nombre de sujets montrant une différence significative (figure 6.11). La différence de dP est significative pour 7 sujets sur une durée moyenne de 198 ms après l'apparition de l'indice (entre 1026 ± 255 à 1224 ± 268 ms) et pour 8 sujets pendant 329 ms avant l'apparition de la cible (entre -581 ± 440 à -252 ± 445 ms). Le dP montre une différence en moyenne entre les essais gauche et droite sur une fenêtre de temps qui commence au moment où l'ERD est la plus significative (voir à 500ms sur la figure 6.11) Ce résultat est intéressant car il suggère que l'ERD pourrait déclencher l'effet de latéralisation observé sur la différence de dP. Par conséquent, nous devrions aussi observer une différence de latence sur le dP entre la condition prédictive et ambiguë, mais le peu d'essais disponible dans cette condition ne fait pas ressortir de différence pertinente.

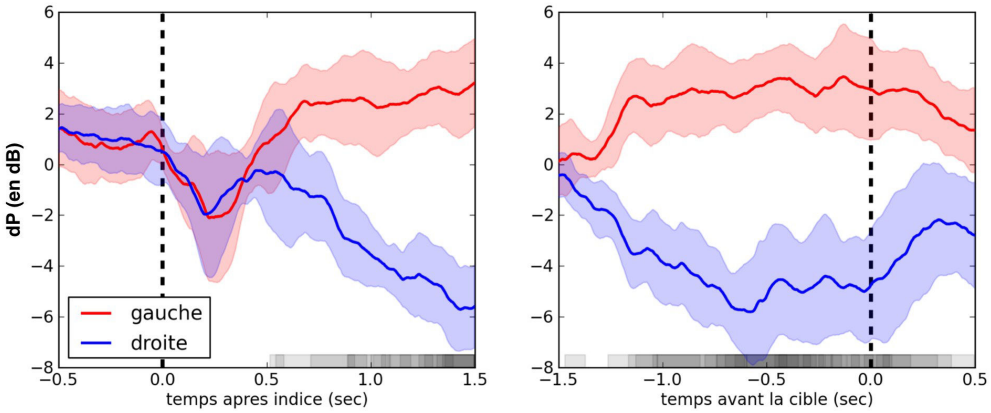

FIGURE 6.11 – Protocole de calibration : Différentiel de puissance (dP) en moyenne à travers les sujets dans la condition prédictive. Les bandes grises superposées sur l'axe temporel indiquent le nombre de sujets montrant une différence de dP entre les essais gauche (en rouge) et droite (en bleu) significative.

6.4 Protocole P1 d'affichage des cibles

Environs $3,3 \pm 4,5$ essais par sujet ont été rejetés de nos résultats à cause des mouvements oculaires. En moyenne, les sujets ont réalisé 99 ± 48 essais dans la condition prédictive et $105,5 \pm 48$ essais dans la condition ambiguë. Dans ce protocole, le nombre d'essais ambigus est supérieur au protocole de calibration du fait de l'adaptation de la proportion d'essais.

6.4.1 Adaptation de la proportion d'essais

Pendant ce protocole, la probabilité d'occurrence des indices est calculée en fonction du taux de classification par l'équation 6.1. Dans la condition ambiguë, le taux de classification et la proportion d'indices ambigus augmentent quasiment pour chaque sujet (voir figure 6.12), et atteignent respectivement $79,61 \pm 12,79\%$ et $69,42 \pm 25,58\%$ à la fin du quatrième bloc de P1.

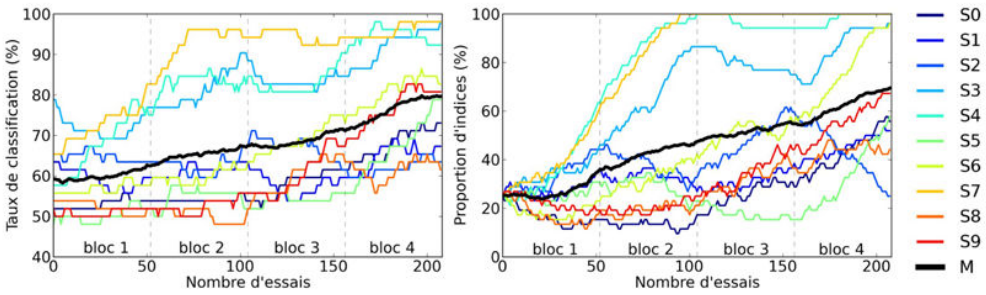

FIGURE 6.12 – Protocole d'affichage des cibles : Evolution du taux de classification (à gauche) et de la proportion d'indices (à droite) dans la condition ambiguë pour les 4 blocs du protocole. Les sujets sont indiqués en couleur et la moyenne (M) en noir.

Ce résultat confirme notre hypothèse concernant l'amélioration du taux de classification par l'utilisation d'une procédure de re-calibration de l'ICM entre chaque bloc. L'augmentation de la proportion d'indices ambigus est significative à travers les sujets par rapport au protocole de calibration (t-test à 25%, $t = 3,490; p = 0,0068$). Au niveau individuel, la proportion d'indices ambigus est de 100 % à la fin des 4 blocs pour 5 sujets, et même des le début du deuxième bloc pour S4 et S7 (figure 6.12). Il est important de noter que les sujets ne connaissaient pas la proportion d'essai en cours et n'étaient pas capable de faire la différence entre les indices prédictifs et ambigus. Certains d'entre eux avaient l'impression que la tâche devenait de plus en plus difficile, mais pensaient avoir de plus en plus de chance puisque la cible s'affichait souvent dans un emplacement choisi au hasard après l'apparition de l'indice. Les 2 meilleurs sujets, S4 et S7, ont dit s'être rendu compte qu'ils pouvaient

contrôler l'affichage de la cible à partir du troisième bloc, et de ce fait, ignoraient totalement le contenu directionnel des indices. Afin de s'assurer qu'il n'y ai pas un biais au niveau du décodage, il a fallu demander au sujet S7 de faire varier l'orientation de son attention car il affichait systématiquement la cible du même coté. Le très bon score de classification obtenu chez ce sujet en alternant l'emplacement des cibles a permis de démontrer l'absence de biais directionnel.

6.4.2 Décodage des données

Nous avons observé une évolution des paramètres du décodage sélectionnés entre le premier et le dernier bloc du protocole P1. La procédure de calibration a eu tendance à sélectionner plus de filtres CSP par sujet entre le début et la fin du protocole ($16,8 \pm 11,84$ vs $24,69 \pm 13,21$; t-test apparié, $t = -2,239; p = 0,052$). La performance du décodage obtenue pendant les 4 blocs du protocole est montrée sur la figure 6.13. Le paramètre de décodage le plus important pour ce protocole est le taux de classification puisqu'il indique le pourcentage de cibles affichées dans l'emplacement attendu par le sujet dans la condition ambiguë. Le taux de classification est en moyenne de $76,13 \pm 11.92\%$ à travers les sujets, avec certains sujets montrant un taux autour de 90 % (voir S3, S4 et S7 sur la figure 6.13). Puisque dans la condition ambigüe, la cible s'affiche dans l'emplacement classé par l'ICM, ces performances correspondent à un TES bien au dessus du niveau de chance. Par ailleurs, nous avons aussi calculé un score de rappel et de précision pour comparer les scores de classification obtenus dans ce protocole avec ceux du protocole d'affichage des avertissements (section 6.5). Pour ce protocole, les scores de rappel et de précision indiquent le pourcentage d'essai correctement classé dans l'emplacement droit (précision : $79,62 \pm 12,91\%$) et gauche (rappel : $72,89 \pm 12,95\%$).

En moyenne, la cible s'est affichée de manière équilibrée dans l'emplacement droit ($51,09 \pm 7,59\%$) et gauche ($48,91 \pm 7,59\%$). Cette proportion est stable à travers les sujets, par rapport à la proportion de cibles relevées dans la condition ambiguë pendant le protocole de calibration (t-test apparié, $t = \pm 0,409; p = 0,692$). De plus, aucune différence significative entre la proportion d'essais classés à gauche (P_{gauche}) et à droite (P_{droite}) n'a été relevé à travers les sujets (t-test apparié P_{gauche} vs P_{droite} ; $t = -0,454; p = 0,660$). Ce résultat suggère que les sujets ont correctement respecté les consignes de la tâche, bien que certains d'entre eux ont reporté avoir un emplacement préféré à la fin de l'expérience. L'effet de latéralisation visuel observé sur le TR pendant la calibration ne semble donc pas induire de biais de l'orientation de l'attention vers l'emplacement préféré. Cet effet affecte aussi le TR enregistré dans ce protocole de manière significative chez les mêmes sujets (S1, S3, S4 et S7). Cependant, nous n'avons trouvé aucune corrélation entre la proportion de cible affichées dans chaque emplacement et la valeur du test utilisé pour évaluer l'effet de latéralisation ($r = 0,054; p = 0,881$).

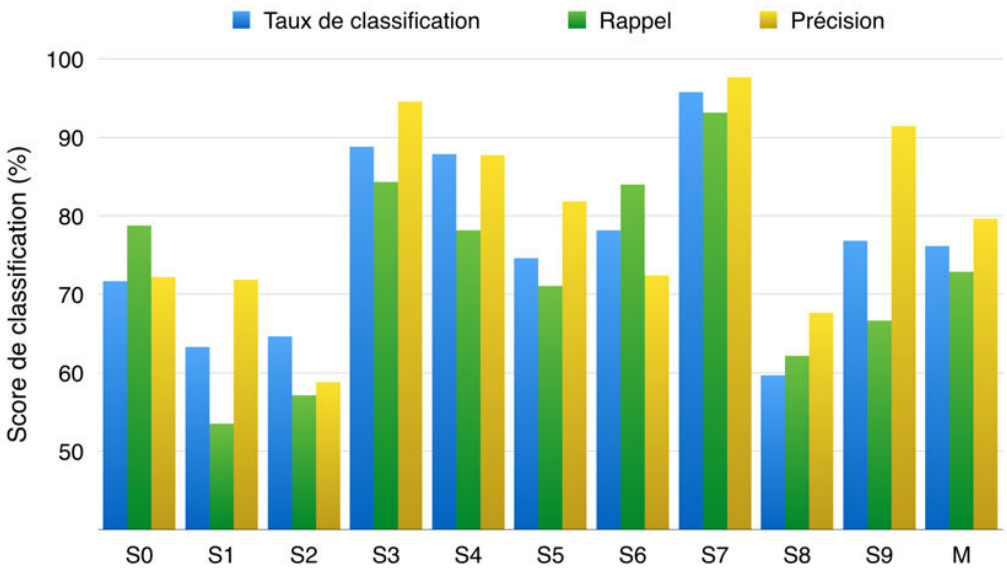

FIGURE 6.13 – Protocole d'affichage des cibles : Score de classification pour chaque sujets et la moyenne (M).

Par ailleurs, le décodage des données EOG donne un taux de classification de $49,63 \pm 3,45\%$ à travers les sujets. Pour le décodage des données issues de l'eye-tracker, les caractéristiques de la position du regard donnent des résultats au dessus du niveau de chance pour les 3 derniers sujets (S7 : $69,17 \pm 27,4\%$, S8 : $73,02 \pm 6,69\%$ et S9 : $67,95 \pm 10,19\%$). La vitesse de déplacement du regard donne a peu près les même résultats sauf pour le dernier sujet (S9 : $45,88 \pm 16,5\%$) et le diamètre de la pupille donne des résultats au niveau de chance ($46,13 \pm 10,15\%$). Ce résultat suggère la présence de certains mouvements oculaires de faible amplitudes qui ne se reflètent pas dans l'EOG comme des micro-saccades ou un léger décalage du regard vers l'emplacement attendu.

6.4.3 Amélioration comportementale

L'amélioration comportementale obtenue dans le protocole P1 d'affichage des cibles est évalué par rapport aux données enregistrées pendant le protocole de calibration. Le figure 6.14 montre le TES enregistré pour chaque condition. Dans la condition prédictive, le TES reste au niveau de performance attendu ($9,69 \pm 5,56\%$; t-test à 10%, $t = -0,166; p = 0,871$) et ne change pas de manière significative par rapport au protocole de calibration ($t = 0,756; p = 0,469$). Dans la condition ambiguë, le TES est largement en dessous du TES enregistré pendant le protocole de calibration ($23,86 \pm 11,30$; $t = 4,403; p = 0,00171$) en correspondance avec le taux de classification de $76,13 \pm 11,92\%$. Comme TES = 100 - taux de classification dans

cette condition, les sujets qui ont obtenu un bon score de classification montrent un TES proche de la condition prédictive, notamment S3, S4 et S7 (figures 6.13 et 6.14). Néanmoins, le TES dans la condition ambiguë est toujours significativement plus élevé par rapport à la condition prédictive ($t = -3,803; p = 0,00419$). Par ailleurs, le TES global pour ce protocole est inférieur au niveau de performance attendu ($15,09 \pm 5,86\%$; t-test à 20%, $t = -2,514; p = 0,033$), bien que la proportion d'indices ambigus ait été adaptée en fonction des performances du sujet et de l'ICM.

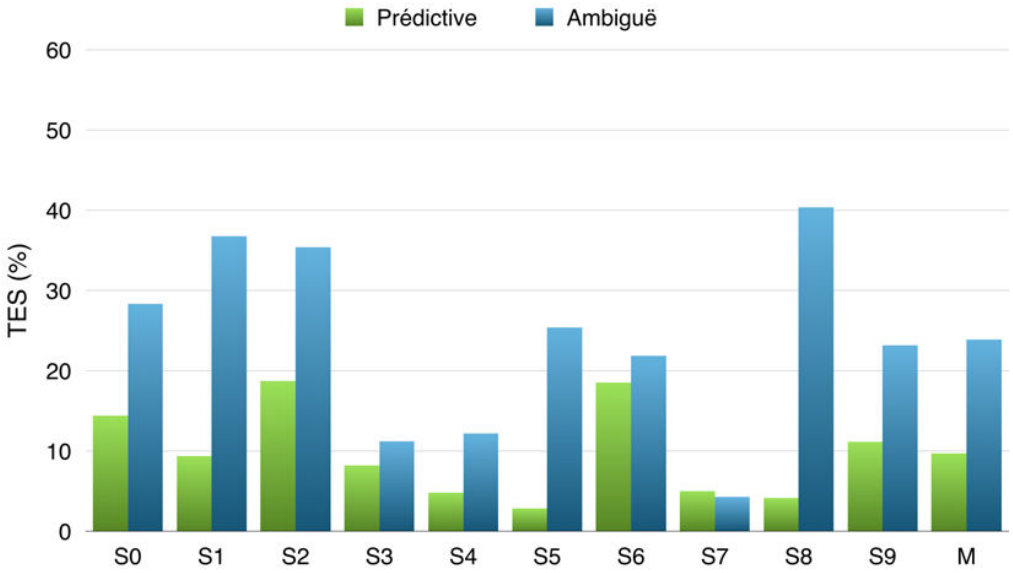

FIGURE 6.14 – Protocole d'affichage des cibles : Taux d'erreur spatiale (TES) dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert) pour chaque sujets et la moyenne (M).

L'effet de pré-indiçage est étudié en comparant le TR moyen dans l'emplacement attendu par rapport à l'emplacement non attendu pour chaque condition (figure 6.15). En moyenne, cet effet montre une réduction de 778 ± 470 ms dans la condition prédictive ($t = -4,965; p = 7,753 \times 10^{-4}$) et 597 ± 518 ms dans la condition ambiguë ($t = -3,458; p = 7,179 \times 10^{-3}$). L'effet de pré-indiçage est systématique à travers les sujets mais ne montre aucune corrélation avec le taux de classification dans la condition ambiguë ($r = 0,103; p = 0,777$). Par rapport au protocole de calibration, le TR reste globalement stable (798 ± 196 ms ; $t = 0,005; p = 0,996$) dans la condition prédictive, et s'améliore de manière significative dans la condition ambiguë (864 ± 222 ms ; $t = 2,679; p = 0,0252$). Cet effet est directement due à l'amélioration du TES qui diminue de moitié par rapport au protocole de calibration. Par conséquent, ce protocole ne produit plus de différence significative de TR entre la condition prédictive et ambiguë ($t = -1,105; p = 0,298$).

Au niveau du TE (figure 6.16), nous avons observé une différence entre l'empla-

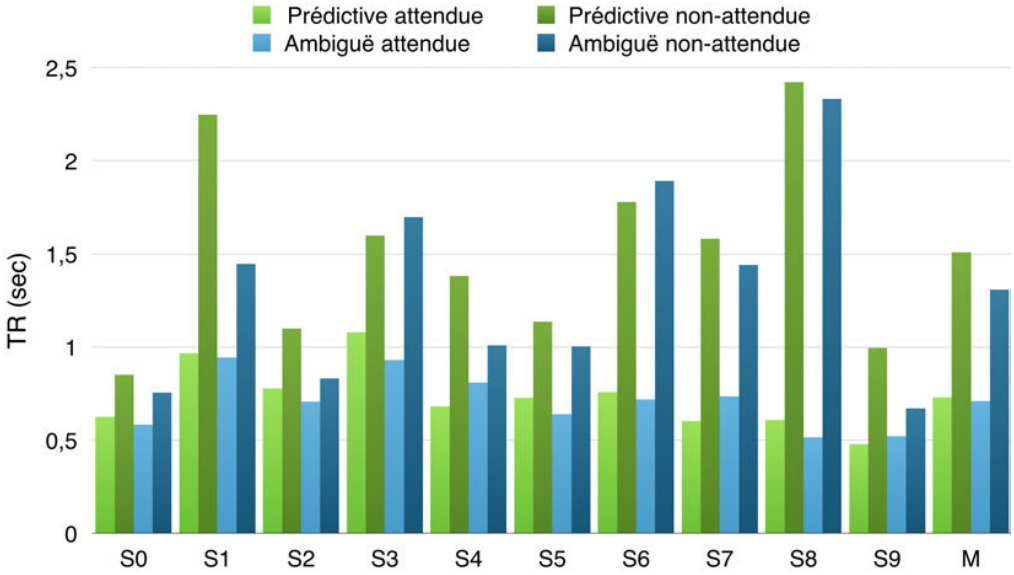

FIGURE 6.15 – Protocole d'affichage des cibles : Temps de réaction (TR) moyen sur une cible attendue vs non-attendue, dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert), pour chaque sujets et la moyenne (M).

cement attendu et non-attendu dans la condition prédictive ($54,68 \pm 26,42\%; t = -6,210; p = 1,570 \times 10^{-4}$) et ambiguë ($44,04 \pm 21,43\%; t = -6,162; p = 1,66 \times 10^{-4}$). Dans l'emplacement attendu, le TE est en moyenne inférieur à 10% pour les essais de la condition prédictive ($7,84 \pm 3,40\%$; t-test à 10% ; $t = -2,000; p = 0,076$) et ambiguë ($7,00 \pm 3,39\%$; t-test à 10% ; $t = -2,798; p = 0,021$). Dans l'emplacement non attendu, le TE est au niveau de chance dans la condition prédictive (t-test à 50% ; $t = 1,436; p = 0,185$) et ambiguë ($t = 0,155; p = 0,880$). Comparé au protocole de calibration, ce protocole améliore le TE de manière significative dans la condition ambiguë ($t = 2,402; p = 0,0398$), bien que le TE reste globalement stable dans la condition prédictive ($t = 1,263; p = 0,238$). De ce fait, la différence de TE entre la condition prédictive et ambiguë n'est plus significative dans ce protocole ($-1,858; p = 0,096$). Par ailleurs, la correlation à travers les sujets entre le taux de classification et l'amplitude de l'effet de pré-indiçage dans la condition ambiguë montre une tendance plus importante sur le TE ($r = 0,410; p = 0,244$) par rapport à la correlation observée sur le TR. Cette tendance suggère que les sujets ayant un bon taux de classification orientent leur attention de manière plus soutenue. Par exemple, S3, S4 et S7 doivent tellement focaliser leur attention vers un emplacement, qu'il font presque systématiquement une erreur quand la cible apparaît dans l'autre emplacement (voir *non-attendue* sur la figure 6.16).

Les fonctions de précision conditionnelle calculées dans la condition prédictive montre que les réponses impulsives ($\text{TR} < 471 \pm 68$ ms) produisent $8,01 \pm 13,04$ %

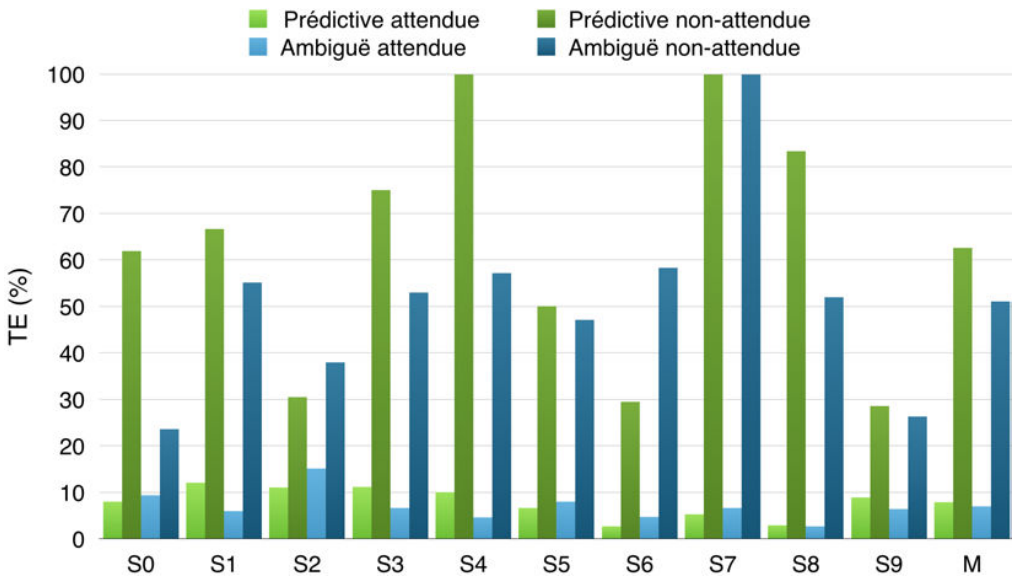

FIGURE 6.16 – Protocole d'affichage des cibles : Taux d'erreur (TE) moyen sur une cible attendue vs non-attendue, dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert), pour chaque sujets et la moyenne (M).

des erreurs et que les réponses lentes (TR $> 1343 \pm 474$ ms) produisent $58,25 \pm 16,2$ % des erreurs. Par rapport au protocole de calibration, nous n'avons pas relevé de différence significative dans la proportion d'erreurs reliées aux réponses impulsives ($t = -0,649; p = 0,532$) ou aux les réponses lentes ($t = 0,810; p = 0,441$). Dans la condition ambiguë, les réponses impulsives (TR $< 445 \pm 51$ ms) constituent $17,09 \pm 13,41$ % des erreurs et les réponses lentes (TR $> 1640 \pm 673$ ms) $46,71 \pm 18,46$ % des erreurs. Par rapport à la condition prédictive, les réponses impulsives produisent significativement plus d'erreurs ($t = 3,082; p = 0,0131$), alors que les réponses lentes ont tendance à produire moins d'erreurs ($t = -1,935; p = 0,0850$). De plus, la proportion d'erreurs reliées aux réponses lentes est significativement moins importante par rapport à la condition prédictive pendant le protocole de calibration (t-test apparié, $t = 3,563; p = 0,0061$). Ce résultat suggère que les ressources attentionnelles des sujets sont probablement réparties à travers les deux emplacements dans la condition ambiguë et qu'ils doivent aussi percevoir de manière inconsciente l'orientation de la cible même s'il ne l'ont pas vue s'afficher.

6.4.4 Variations de puissance dans la bande alpha

Dans cette section, nous avons analysé un nombre d'essais équivalent dans la condition prédictive ($N_{perd} = 100 \pm 49$) et ambiguë ($N_{ambi} = 99 \pm 43$) inclus dans les 4 blocs du protocole d'affichage des cibles. Nous avons regroupé les ERD/ERS

extraites au niveau individuel pour comparer leur latence et leur durée dans ces deux conditions. Nous avons analysé le différentiel de puissance en sortie des filtres CSP impliqué dans l'orientation de l'attention.

ERD reliée à l'indice

L'évolution spatio-temporelle de l'ERD reliée à l'indice est en moyenne similaire pour la condition prédictive (figure 6.17) et ambiguë (figure 6.18). Dans la condition prédictive, l'ERD est significative pour 5 sujets quand l'attention s'oriente à gauche (S0, S2, S3, S6 et S9 sur Oz) et pour 4 sujets quand l'attention s'oriente à droite (S0, S1, S2 et S3 sur O2). Dans la condition ambiguë, l'ERD est significative pour un nombre de sujets légèrement supérieur, quand l'attention s'oriente à gauche (S0, S1, S3, S4, S6 et S7 sur PO8) ou à droite (S0, S1, S2, S3 et S4 sur O2). En moyenne à travers ces ERD, on observe une latence plus tardive dans la condition ambiguë (563 ± 129 ms) que dans la condition prédictive (523 ± 105). Cependant, cette différence de latence semble moins importante ($t = -0,759; p = 0,457$) par rapport à celle que nous avons observée dans le protocole de calibration. Ce résultat suggère que les traitements de l'information directionnelle contenue dans les indices ambigus est plus rapide au cours du protocole adaptatif P1.

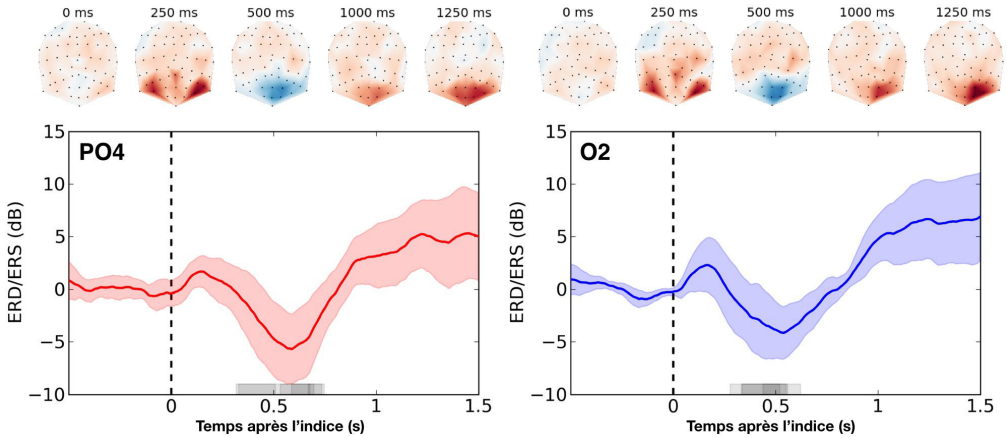

FIGURE 6.17 – Protocole d'affichage des cibles : ERD reliée à l'indice (condition prédictive). Les bandes grises superposées sur l'axe temporel indiquent le nombre de sujets montrant une ERD significative.

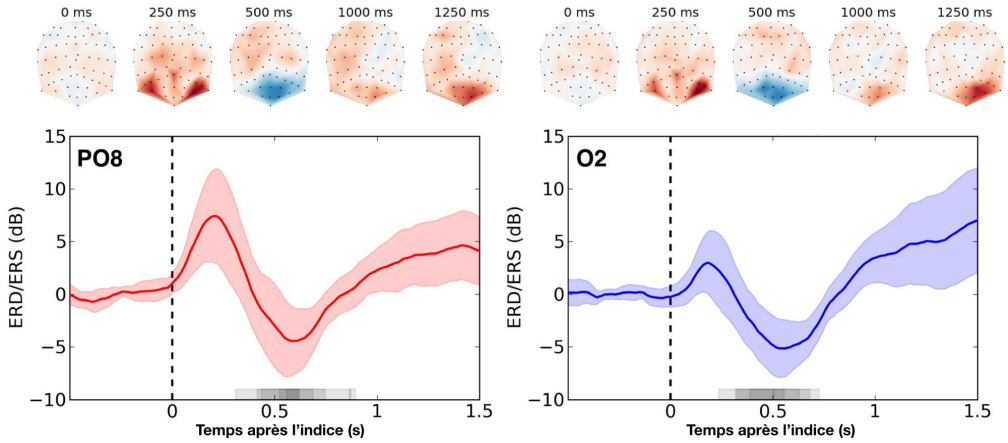

FIGURE 6.18 – Protocole d'affichage des cibles : ERD reliée à l'indice (condition ambiguë). Les bandes grises superposées sur l'axe temporel indiquent le nombre de sujets montrant une ERD significative.

ERS reliée à la cible

Les ERS induites qui précèdent l'apparition de la cible dans la condition prédictive (figure 6.19) et ambiguë (figure 6.20) montrent un profil similaire en moyenne à celui observé dans les blocs de calibration, avec une dominance sur les électrodes occipitales situées sur l'hémisphère droit. Au niveau individuel, nous avons relevé des ERS significatives pour une large majorité de sujets sur O2 dans la condition prédictive (S0, S1, S2, S3, S5, S8, S9, voir figure 6.19) et ambiguë (S0, S1, S2, S3, S5, S6, S8, voir figure 6.20). Cependant, les ERS de la condition ambiguë ont tendance à avoir une latence plus tardive par rapport à la condition prédictive (-307 ± 254 vs -188 ± 212 ms ; $t = -1,548, p = 0,130$), bien que leur durée ne montre aucune différence (934 ± 585 vs 936 ± 640 ms ; $t = 0,009; t = 0,993$).

Différentiel de puissance en sortie des filtres

Le différentiel de puissance (dP) est calculé entre la sortie du premier et du dernier filtre CSP sélectionnés sur les essais de la condition prédictive enregistrés depuis le début de l'expérience. Nous avons analysé la différence de dP entre les essais gauche et droite dans la condition prédictive (figure 6.21) et ambiguë (figure 6.22). Dans les deux conditions, le dP est positif quand l'attention s'oriente à gauche (courbes rouges) et négatif quand l'attention s'oriente à droite (courbes bleues). Cependant ces variations sont moins fortes dans la condition ambiguë que dans la condition prédictive, notamment parce que les filtres CSP ont été ajustés sur les essais de cette condition pour optimiser la différence entre les essais gauche et droite. L'analyse statistique au niveau du groupe de sujets montre qu'après l'apparition de

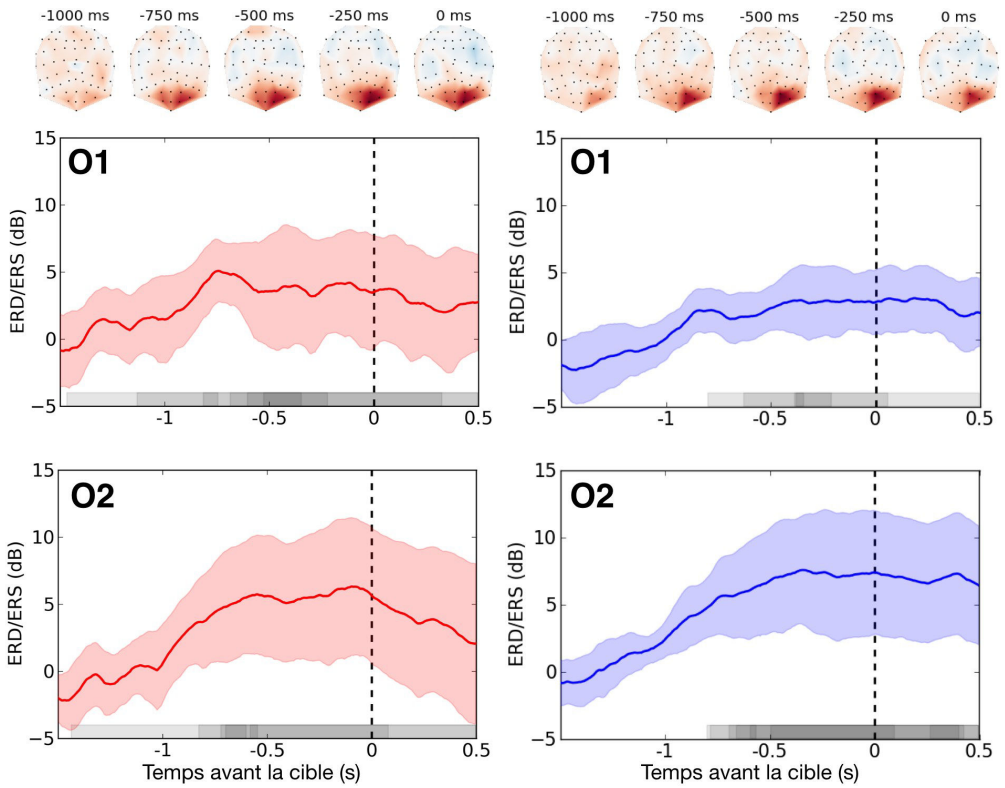

FIGURE 6.19 – Protocole d'affichage des cibles : ERS reliée à la cible (condition prédictive). Les bandes grises superposées sur l'axe temporel indiquent le nombre de sujets montrant une ERS significative.

l'indice, la différence de dP entre les essais gauche et droite est significative sur une durée de 70 ms dans la condition prédictive (entre $1,211$ et $1,281$ ms), et sur une durée de 31 ms dans la condition ambiguë (entre $1,238$ et $1,269$ ms). Cette effet est plus prolongé avant l'apparition de l'indice avec une durée de 211 ms dans la condition prédictive (entre -816 et -605 ms) et 105 ms dans la condition ambiguë (entre -757 et -652 ms).

Au niveau individuel, la différence de dP est significative pour 9 sujets dans la condition prédictive, et seulement pour 3 sujets dans la condition ambiguë (voir les bandes grises sur les figures 6.21 et 6.22). Dans la condition prédictive, la différence de dP est significative sur une durée moyenne de 530 ms (entre 685±609 et 1215±420 ms) après l'apparition de l'indice, et sur 676 ms (entre -625 ± 585 et 51 ± 370 ms) avant l'affichage de la cible. Comme dans le protocole de calibration, la différence de dP commence a être significative peu de temps après l'instant où l'ERD est la plus significative. De manière intéressante, on observe un décalage d'environ 250 ms après l'apparition de l'indice entre la différenciation de dP moyenne dans la

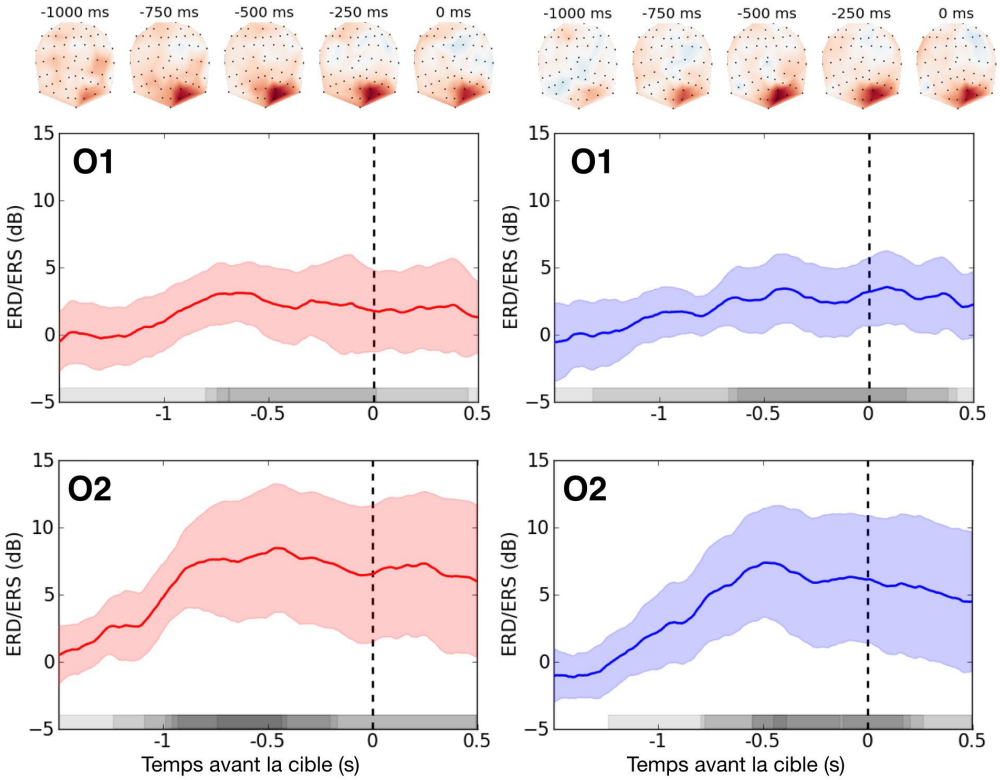

FIGURE 6.20 – Protocole d'affichage des cibles : ERS reliée à la cible (condition ambiguë). Les régions foncées indiquent le nombre de sujets montrant une ERS significative.

condition prédictive (voir courbe rouge vs bleu sur la figure 6.21) et ambiguë (figure 6.22). Le décalage de latence entre ces deux conditions pour la différence de dPétait attendue, notamment parce que la latence du début de la différence de dP moyenne correspond à la latence où l'ERD est la plus significative, dans la condition prédictive et ambiguë.

Comparé au protocole de calibration, la durée de la différence de dP à tendance à augmenter de 332 ms après l'apparition de l'indice ($t = -1,789; p = 0,085$), et de 348 ms avant l'apparition de la cible ($t = -1,958; p = 0,0578$). Néanmoins, cette différence de durée vient plutôt d'une réduction de la latence de l'effet (t-test sur le début de la fenêtre ; $t = 1,958; p = 0,061$) que d'un prolongement de l'effet (t-test sur la fin de la fenêtre ; $t = 0,0667; p = 0,947$). Ces résultats suggèrent que les sujets orientent leur attention plus rapidement après l'apparition de l'indice dans ce protocole par rapport au protocole de calibration.

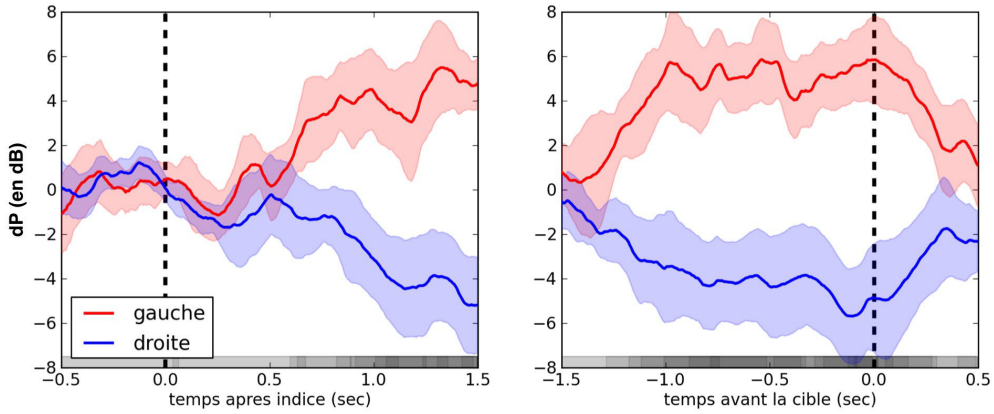

FIGURE 6.21 – Protocole d'affichage des cibles : Différentiel de puissance (dP) en moyenne à travers les sujets dans la condition prédictive. Les variations significatives au niveau individuel sont indiquées par les bandes grises.

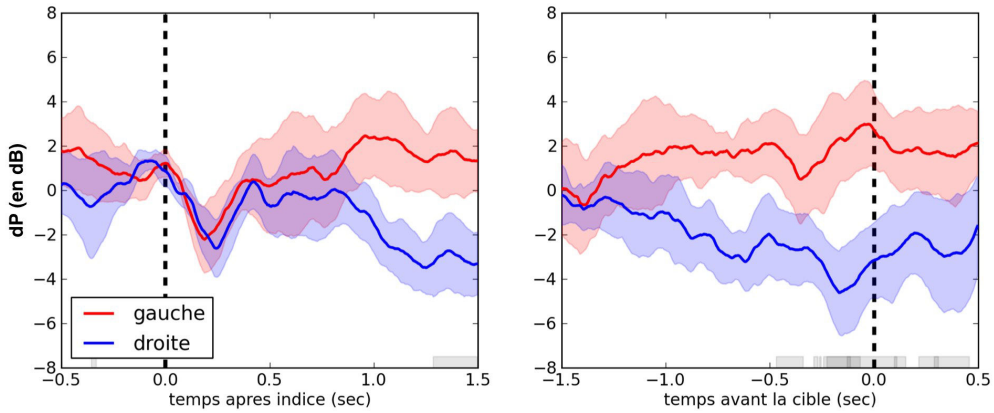

FIGURE 6.22 – Protocole d'affichage des cibles : Différentiel de puissance (dP) en moyenne à travers les sujets dans la condition ambiguë. Les variations significatives au niveau individuel sont indiquées par les bandes grises.

6.5 Protocole P2 d'affichage des avertissements

Dans ce protocole, les avertissements sont affichés à l'emplacement de la cible, lorsque le décodage des caractéristiques indique que le sujet n'oriente pas son attention vers cet emplacement. Très peu d'essais ont été rejetés de cette analyse à cause des mouvements oculaires (S0=3 ; S3=1 ; S4=2 et S6=1). Du fait de l'adaptation de la proportion d'essai dans le protocole précédent, plus de la moitié des sujets n'ont réalisé que des essais ambigus dans ce protocole (S3, S4, S5, S6, S7 et S9). La proportion d'essais pour les autres sujets est en moyenne similaire dans les conditions

prédictive et ambiguë ($54,63$ vs $45,37\%$).

6.5.1 Décodage des données

Les scores de classification obtenus dans ce protocole sont présentés sur la figure 6.23. Globalement, ces scores sont stables par rapport au protocole précédent (t-test apparié, taux de classification $t = 0,347; p = 0,736$; précision $t = 1,347; p = 0,210$; rappel $t = -0.499; p = 0,630$). En moyenne à travers les sujets, le taux de classification est de 74.38 ± 11.32 % avec un maximum de 91% pour S4 et S5. Les autres scores indiquent que l'ICM a affiché $75,63 \pm 12,77\%$ d'avertissements pertinents (score de rappel) et $68,38 \pm 20,64$ % d'avertissements nécessaires (score de précision). La différence entre ces deux scores suggère que le protocole d'affichage des avertissements est plutôt performant, mais manque de précision. Par exemple, le score de précision obtenu par S7 est très mauvais ($31,37\%$) parce qu'au total l'ICM a affiché 51 avertissements par rapport aux 16 avertissements qui étaient nécessaires. De plus, ce sujet obtient un score de rappel plutôt faible ($61,54\%$) parce que seulement $10/16$ avertissements étaient pertinents. Quand aux sujets S3 et S6, leur score de précision est au niveau de chance parce que les avertissements n'étaient pas nécessaires une fois sur deux. Néanmoins, leur score de rappel est assez élevé (S3=92% et S6=71%) du fait que le nombre d'avertissements manqués soit plutôt faible (2 pour S3 et 9 pour S6). Concernant les bons sujets, le nombre d'avertissement manqués est très faible (5 pour S4 et S5) et presque tous les avertissements étaient nécessaires ($53/57$ pour S4 et $51/55$ pour S5). Les scores de ces sujets révèlent un bon compromis entre la précision et la pertinence des avertissements. En particulier, le sujet S5 a été vraiment surpris par la pertinence du premier avertissement parce qu'il avait commencé le protocole en orientant son attention vers l'emplacement de la cible pendant 6 essais sans qu'aucun avertissement ne s'affiche.

Le décodage des données EOG donne un taux de classification de $47,64 \pm 2,98\%$ à travers les sujets. Pour le décodage des données issues de l'eye-tracker, seulement S8 a donné des résultats au dessus du niveau de chance avec les caractéristiques de la position ($74,09\%$) et de la vitesse de déplacement du regard ($78,72\%$).

6.5.2 Amélioration comportementale

De manière similaire au protocole précédent, nous évaluons l'amélioration comportementale en comparant les données enregistrées dans ce protocole avec celles du protocole de calibration. Cependant, comme 6 sujets n'ont pas réalisé d'essais dans la condition prédictive, nous ne somme pas en mesure d'évaluer la stabilité des données comportementales dans cette condition pour tester la présence d'effets d'accommodation visuelle, d'apprentissage ou de fatigue. De plus, les valeurs manquantes pour ces sujets n'ont pas été incluses dans le calcul des moyennes pour cette section. La figure 6.24 montre que dans la condition ambiguë, le TES est un peu en

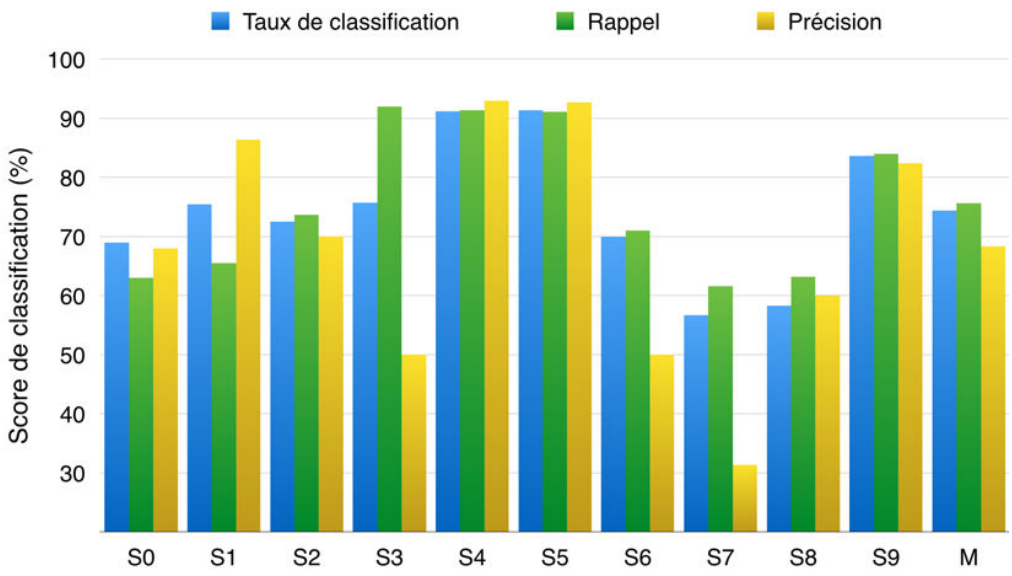

FIGURE 6.23 – Protocole d'affichage des avertissements : Scores de classification pour chaque sujet et la moyenne (M).

dessous du niveau de chance (t-test à 50%, $t = -1,511; p = 0,165$), en particulier pour S3, S6 et S7. Ces sujets ont du implicitement prendre en compte la contrainte qui empêche les cibles de s'afficher 3 fois de suite dans le même emplacement. Néanmoins, nous n'avons pas relevé de différence significative par rapport au protocole de calibration ($t = -0,981; p = 0,352$).

Les avertissements améliorent le TR enregistré pour les cibles affichées dans l'emplacement non-attendu (figure 6.25). En conséquence des avertissements, l'effet de pré-indiçage n'est plus significatif au niveau du groupe de sujets ($t = -1,413; p = 0,191$). Par rapport au protocole de calibration, ce protocole améliore significativement le TR dans la condition ambiguë ($t = -5,181; p = 5,785 \times 10^{-4}$). En fait, les avertissements ont globalement tendance à réduire le TR de 88 ± 151 ms ($t = -1,051; p = 0,320$) quels que soient l'emplacement de la cible et l'orientation de l'attention. Cette tendance suggère que les sujets répondent plutôt à l'affichage de l'avertissement qu'a celui de la cible. Au niveau individuel, l'effet de pré-indiçage n'est plus significatif ($p < 0,05$) chez 8 sujets sur 10 ayant obtenus de bons scores de classification. Néanmoins, il reste encore une trace de cet effet chez les sujets ayant obtenu de moins bon scores de classification $< 70\%$ (S6, S7 et S8). Cet effet reste présent dans la condition prédictive pour les sujets S0, S1, S2 et S8.

Cependant, l'effet de pré-indiçage est toujours présent sur le TE au niveau du groupe de sujets ($t = -4,525; p = 0,00143$), avec une différence moyenne de $-23,80 \pm 15,78$ % entre l'emplacement attendu et non-attendu. Le TE a tendance à diminuer par rapport au protocole de calibration ($t = -2,049; p = 0,0711$), en

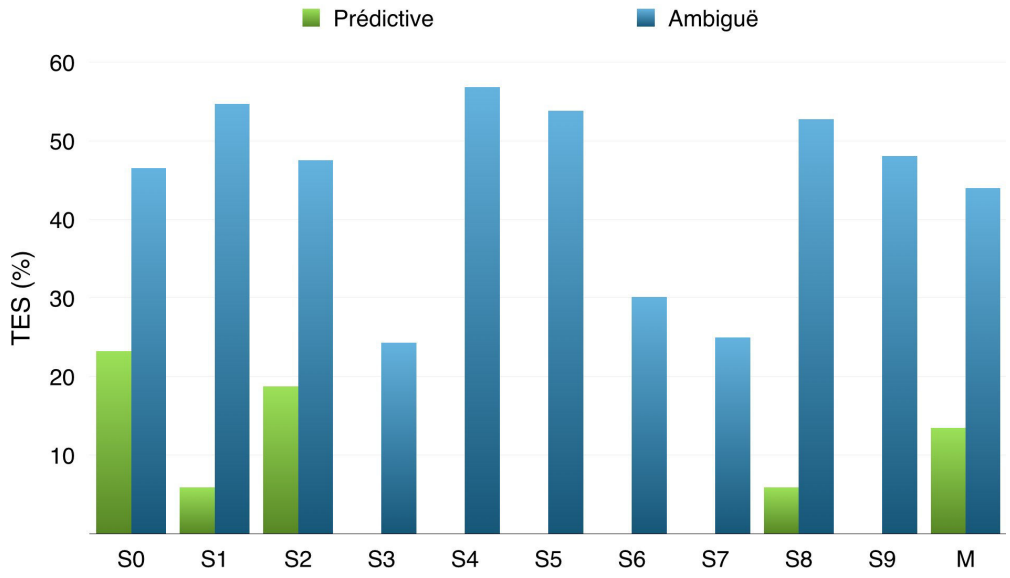

FIGURE 6.24 – Protocole d'affichage des avertissements : Taux d'erreur spatiale (TES) dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert) pour chaque sujets et la moyenne (M).

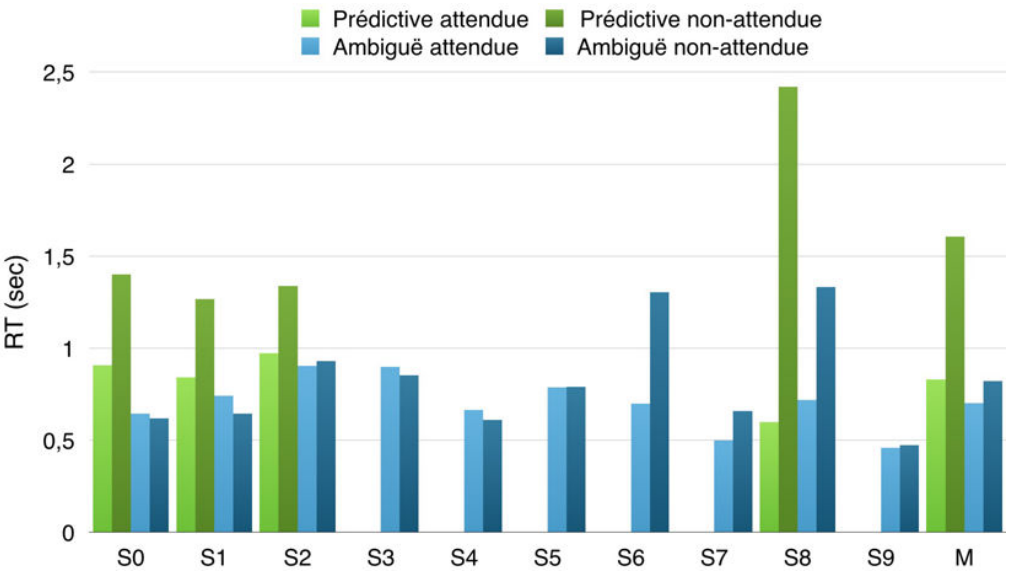

FIGURE 6.25 – Protocole d'affichage des avertissements : Temps de réaction (TR) moyen sur une cible attendue vs non-attendue, dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert), pour chaque sujet et la moyenne (M).

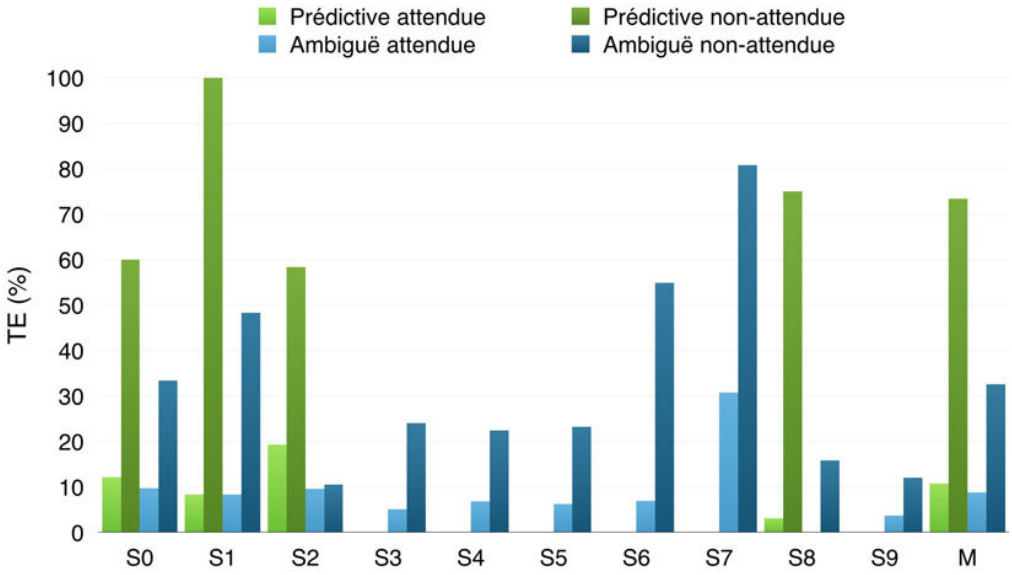

FIGURE 6.26 – Protocole d'affichage des avertissements : Taux d'erreur (TE) moyen sur une cible attendue vs non-attendue, dans la condition ambiguë (bleu) et prédictive (vert), pour chaque sujet et la moyenne (M).

lien avec l'atténuation de l'effet de pré-indiçage ($t = -1,876; p = 0,093$). Contrairement à l'effet des avertissements sur le TR, le TE augmente légèrement de $2,36$ % indépendamment de l'emplacement de la cible ($0,721; t = 0,489$). Cette tendance appuie notre interprétation de l'effet des avertissements concernant l'accélération des réactions du sujet. En effet, les avertissements doivent surprendre les sujets qui ne répondent probablement qu'a leur affichage sans avoir identifié l'orientation de la cible.

Les fonctions de précision conditionnelle calculées dans la condition ambiguë montre que les réponses impulsives (TR $< 401 \pm 132$ ms) produisent $19,30 \pm 18,10$ % des erreurs et que les réponses lentes (TR $> 1313 \pm 490$ ms) produisent $43,88 \pm 24,73$ % des erreurs. Par rapport au protocole de calibration, les sujets ont tendance a commettre plus d'erreur à cause par une réponse impulsive ($t = -0,834; p = 0,424$), et significativement moins d'erreurs du fait d'une réponse lente ($t = 2,711; p = 0,0239$). Ces résultats confirment que les sujets réagissent plutôt aux avertissements du fait de l'augmentation d'erreurs pour les réponses impulsives et que les avertissements réorientent bien l'attention des sujets du fait de la réduction d'erreurs pour les réponses lentes.

6.6 Résumé des principaux résultats

Dans cette expérience, nous avons évalué la possibilité d'améliorer la performance comportementale des sujets par deux protocoles d'affichages (P1 et P2) basés sur une ICM. Le protocole de calibration de l'ICM est réalisée avec une proportion d'indices prédictifs/ambigus similaires à l'expérience précédente (75/25%). Dans le protocole P1, la cible s'est affichée dans l'emplacement correspondant au décodage des caractéristiques cérébrales dans la condition ambiguë pour réduire le TES et améliorer le TR et le TE sur la cible par rapport au protocole de calibration. L'objectif de ce protocole était de réduire le TES dans cette condition pour augmenter progressivement la proportion d'indice ambigus tout en maintenant le TES globalement en dessous de 20% avant de commencer le protocole suivant. Dans le protocole P2, l'ICM a déclenché l'affichage des avertissements au niveau de l'emplacement de la cible dans la condition ambiguë, lorsque le décodage indiquait que le sujet orientait son attention vers l'autre emplacement. L'objectif de ce protocole était d'afficher un avertissement pour réorienter automatiquement l'attention des sujets vers l'emplacement de la cible et ainsi améliorer le TR et le TE par rapport au protocole de calibration.

6.6.1 Variations de puissance

Cette expérience reproduit les ERD/ERS que nous avons décrit dans l'expérience précédente par l'analyse statistique des signaux EEG filtrés dans la bande alpha (8-14 Hz). Nous avons observé d'une part une ERD intervenant environ 500ms après l'apparition de l'indice sur les électrodes pariétales et occipitales le long de la ligne médiane, et d'autre par une ERS intervenant 1 seconde avant l'apparition de la cible qui est dominante sur les électrodes occipitales situées au dessus de l'hémisphère droit. Dans la condition prédictive, nous avons observé des ERD/ERS similaires pour le protocole de calibration et pour le protocole P1 d'affichage de la cible. Ce résultat suggère que les sujets n'ont pas changé de stratégie d'orientation de la cible entre le protocole de calibration et le protocole P1. De manière systématique, l'ERD a une latence plus courte après l'apparition des indices prédictifs que celle des indices ambigus. Cette différence de latence ressort des analyses statistiques individuelles sur les données du protocole de calibration et du protocole P1. Globalement, les analyses statistiques de l'activité reliée à l'indice montrent que la différence de dP entre les essais où l'attention s'oriente à gauche vs à droite, intervient en moyenne à l'instant où l'ERD est la plus significative. Par ailleurs, on retrouve aussi une différence de latence au début de l'ERS qui précède l'affichage de la cible dans le protocole P1. Ces résultats suggèrent que l'ERD déclenche l'orientation spatiale de l'attention qui se reflète par la différence de dP.

6.6.2 Décodage des données

Les résultats du décodage des caractéristiques cérébrales obtenus en ligne dans cette expérience sont meilleurs que les résultats obtenus hors ligne dans l'expérience précédente. Le taux de classification obtenu en moyenne dans la condition ambiguë montre une augmentation d'environ 10% par rapport aux résultats obtenus dans la condition prédictive de l'expérience précédente. De plus, les résultats obtenus dans notre étude sont comparables à d'autres études d'ICM basés sur l'attention visuo-spatiale qui présente des résultats obtenus hors ligne [Treder et al., 2011, Gerven and Jensen, 2009, Roijendijk et al., 2013] ou en ligne [Tonin et al., 2013]. Cependant, ces études utilisent un indice spatial classique, comme une flèche ou un symbole simple pour contraindre les sujets à orienter leur attention. Nos résultats suggèrent donc qu'un indice spatial complexe contenant une information spatiale ambiguë peut donner des scores de classification similaires aux indices classiques. Néanmoins, nous avons obtenu ces résultats en utilisant une procédure adaptative qui contrôle la proportion d'indices de sorte que les sujets orientent leur attention vers l'emplacement de la cible en moyenne dans 80% des essais. L'évolution du taux de classification pendant le protocole d'affichage des cibles montre qu'il est possible d'augmenter progressivement la proportion d'indices ambigus, sans dégrader le décodage des données en ligne. Par ailleurs, le décodage des caractéristiques extraites sur l'EOG confirme que la majeure partie des essais contenant des mouvements oculaires a bien été rejetée. Cependant, le décodage des caractéristiques extraites sur les données de l'eye tracker montre la présence d'informations sur l'emplacement spatial de l'attention de quelques sujets ayant obtenus des taux de classification au dessus du niveau de la chance. Néanmoins, on peut supposer que cette information résiduelle n'a pas provoqué de variations significatives sur les données EEG étant donné qu'elles se situent en dessous du seuil de rejet sur le signal EOG. L'analyse du décodage avec les caractéristiques de la position et de la vitesse du déplacement du regard suggère respectivement, soit la présence d'un décalage de la position du regard au niveau du point de fixation, soit la présence de micro saccades [Laubrock et al., 2005, Engbert and Kliegl, 2003, Hafed and Clark, 2002].

6.6.3 Amélioration comportementale

La performance comportementale enregistrée pendant le protocole de calibration correspond bien à la performance attendue sur la base des paramètres de cohérence des indices et de contraste des cibles fixés par la procédure QUEST. Le protocole d'affichage des cibles réduit le TES dans la condition ambiguë de sorte que le TR et le TE sur la cible sont équivalents à ceux de la condition prédictive. Bien que le l'effet de pré-indiçage spatial influence toujours la réaction des sujets, la performance comportementale s'est néanmoins améliorée par rapport aux données enregistrées dans cette condition pendant le protocole de calibration. Cette

amélioration de performances est particulièrement intéressante étant donné que la proportion d'indices ambigus a doublé entre le début et la fin du protocole d'affichage des cibles. Ce résultats suggère que ce protocole permet au sujet de réaliser la tâche dans un environnement visuel qui devient de plus en plus ambigus (difficile), sans pour autant dégrader ses performances comportementales. La stabilité de la performance comportementale dans la condition prédictive entre le protocole de calibration et le protocole P1 confirme que l'amélioration n'est pas due à des effets d'apprentissage ou d'accommodation visuelle. De plus, la proportion de cibles affichées dans l'emplacement gauche et droit étant équilibrée et stable entre les deux protocoles confirme que l'amélioration obtenue n'a pas été influencée par l'affichage des cibles dans l'emplacement préféré des sujets. Ces résultats nous permettent de valider l'amélioration de la performance comportementale obtenue dans la condition ambiguë par rapport au protocole de calibration. Concernant le protocole P2 (affichage des avertissements), l'effet de pré-indiçage sur le TR s'est complètement effacé de la condition ambiguë et reste néanmoins présent sur le TE. Par conséquent, le TR s'améliore de manière significative dans la condition ambiguë pendant ce protocole par rapport aux données enregistrées pendant le protocole de calibration. Cette amélioration est d'autant plus intéressante que le TES dans la condition ambiguë est stable par rapport au protocole de calibration, à part pour quelques sujets qui ont du apprendre implicitement la séquence d'affichage des cibles. Ces résultats suggèrent que les avertissements affichés par ce protocole réorientent l'attention visuospatiale des sujets de manière suffisamment précise pour améliorer la rapidité de leur réaction. En revanche, les avertissements déclenchent l'orientation exogène de l'attention visuospatiale qui n'améliore pas le TE sur la cible [Prinzmetal et al., 2005].

Troisième partie

Discussion générale

Chapitre 7

Conclusion et contributions

Sommaire

7.1 Conclusion de chaque expérience 208
7.1.1 Expérience par pré-indiçage classique 208
7.1.2 Expérience par pré-indiçage ambigu 210
7.1.3 Expérience par protocoles d'interaction 212
7.2 Contributions expérimentales 213
7.2.1 Interfaces cerveau-machine sur l'attention visuospatiale . 213
7.2.2 Electrophysiologie de l'attention visuospatiale 215
7.2.3 Psychologie cognitive sur l'attention visuospatiale 216
7.3 Perspectives en terme d'applications 217

7.1 Conclusion de chaque expérience

Cette section présente les principales conclusions de l'analyse des données comportementales et cérébrales enregistrées chez 28 sujets dans 3 expériences sur l'attention visuospatiale (chapitres 4, 5 et 6). Chaque expérience se base sur une tâche d'attention visuospatiale impliquant la discrimination d'une cible visuelle affichée à bas contraste dans un emplacement périphérique contenant du bruit. Dans cette tâche, il s'agissait pour les sujets d'extraire l'information contenue dans un indice visuospatial, présenté à l'avance en position centrale, pour orienter leur attention de manière implicite vers l'un des emplacements périphériques. L'objectif des expériences était de répondre aux questions suivantes :

— Comment décoder l'orientation de l'attention visuospatiale en essai par essai lorsque l'environnement spatial est non informatif sur l'emplacement de la cible à venir ?
— Comment décoder l'orientation de l'attention visuospatiale dans un environnement informatif mais ambigu sur l'emplacement de la cible à venir et non prédictif sur l'orientation de l'attention du sujet ?
— Et finalement, comment implémenter une méthode de décodage dans une ICM en ligne pour améliorer les performances comportementales de sujets dans une condition d'indiçage visuospatial complexe ?

Dans cette section, nous précisons comment chacune de nos expériences apporte des éléments de réponse à ces questions. Dans la section suivante, nous discuterons des différents aspects de nos résultats en lien avec la littérature et nous présenterons les principales contributions de ce travail à l'étude de l'attention visuospatiale. Enfin, la dernière section présente brièvement certaines perspectives de ce travail en terme d'applications dans le domaine médical et au delà.

7.1.1 Expérience par pré-indiçage classique

Dans l'expérience 1 (chapitre 4), l'indice visuospatial est une flèche pointant vers l'emplacement de la cible (indice valide) ou vers l'emplacement opposé (indice invalide). L'objectif de cette expérience est d'évaluer la capacité des sujets à orienter leur attention en fonction de cette indication, lorsque celle-ci est non-informative sur l'emplacement de la cible. Cette situation est générée en présentant une proportion équivalente d'indices valides et invalides (50/50%). Les résultats comportementaux font apparaître une amélioration de la rapidité et de la précision des réponses du sujet pour discriminer la cible avec les indices valides par rapport aux indices invalides. Ces résultats suggèrent que globalement, les sujets orientaient leur attention vers l'emplacement indiqué par la flèche. Au niveau des EEG, l'analyse temps-fréquence des signaux montre la présence d'ERDs liées à l'anticipation de la cible dans la bande alpha (autour de 10 Hz) sur les régions pariéto-occipitales et dans la bande bêta (au-

tour de 20 Hz) sur les régions sensori-motrices. Alors que l'ERD dans la bande alpha traduit des processus attentionnels, l'ERD dans la bande bêta serait plutôt associée à des processus de préparation motrice, d'estimation temporelle ou d'orientation de l'attention dans le temps. Par ailleurs, les caractéristiques de puissances extraites avant l'apparition de la cible permettent de prédire au dessus du niveau de chance, l'emplacement vers lequel les sujets orientent leur attention. Le taux de classification est suffisamment élevé pour améliorer la performance comportementale si l'on considère les essais où l'attention visuospatiale est classée dans l'emplacement de la cible par rapport aux essais classés de manière aléatoire. Toutefois, ces caractéristiques de puissances sont très variables d'un sujet à l'autre. Cette variabilité conduit à de grandes disparités dans les résultats de la classification et suggère que certains sujets n'orientent pas systématiquement leur attention vers l'emplacement indiqué par la flèche. Par conséquent, on peut supposer qu'en l'absence d'une indication informative sur l'emplacement de la cible, les sujets adoptent une stratégie de partage attentionnel entre les deux emplacements. Cette hypothèse semble se confirmer par les résultats obtenus dans la condition de contrôle où les sujets devaient maintenir leur attention en position centrale. Les résultats comportementaux démontrent que dans cette situation, la majorité des sujets réagissent aussi rapidement et précisément à l'apparition de la cible dans l'un des deux emplacements que lorsque cette réponse suit un indice valide. De plus, l'analyse temps-fréquence dans cette condition confirme la présence d'une ERD ayant une distribution spatiale et temporelle similaire à la condition non-informative. L'ensemble des résultats de cette étude démontre donc que les indices non-informatifs sur l'emplacement d'une cible visuelle ne favorisent pas l'orientation de l'attention visuospatiale.

En conclusion, nous recommandons de réaliser la calibration d'une ICM visuospatiale dans une condition d'indiçage informative sur l'emplacement des cibles. Cette condition permet de motiver les sujets à adopter une stratégie d'orientation de l'attention stable d'un essai à l'autre. La calibration permettrait d'ajuster les paramètres de décodage d'une ICM pour réaliser un protocole d'interaction en ligne où la cible s'afficherait dans un emplacement classé avec les caractéristiques cérébrales du sujet. Cependant, il est néanmoins nécessaire de tester la capacité du sujet à choisir l'emplacement vers lequel il souhaite orienter son attention et pour cela, un indice sous forme de flèche est particulièrement mal adapté. Par conséquent, les résultats de cette expérience ont conduit à réaliser une autre expérience en modifiant les indications visuospatiales par un paramétrage précis de l'information contenu dans l'indice. Ainsi, la condition d'indiçage sera globalement informative avec une certaine proportion d'indices ambigus incitant le sujet à choisir librement un emplacement. Cette expérience permet d'étudier la calibration de l'ICM dans une condition informative, tout en analysant le décodage des caractéristiques de puissance dans une condition ambiguë.

7.1.2 Expérience par pré-indiçage ambigu

Dans l'expérience 2 (chapitre 5), l'emplacement de la cible est indiqué par un nuage de points en mouvements. Contrairement à l'expérience précédente, la cible est toujours affichée dans l'emplacement indiqué (indice 100% valide) par la direction globale du déplacement des points. En adaptant un paramètre de cohérence sur la direction des points (variance), nous avons contrôlé expérimentalement la proportion de cibles affichées dans l'emplacement attendu par le sujet pour définir deux conditions. Dans la condition prédictive, la cohérence de l'indice permet au sujet d'orienter efficacement son attention visuospatiale vers l'emplacement de la cible. Dans la condition ambiguë, la cohérence est fixée en dessous du seuil de perception du sujet, de sorte qu'il ne soit pas possible d'établir une relation fiable entre la direction indiquée et l'orientation de l'attention visuospatiale du sujet. La problématique de la thèse abordée ici concerne principalement la condition ambiguë qui ressemble plus à une situation réelle où l'attention s'oriente de manière endogène, à partir d'un environnement visuospatial dynamique contenant des indications multiples, comme la trajectoire de plusieurs véhicules dans un trafic chargé.

L'effet de pré-indiçage sur la rapidité (TR) et la précision (TE) des réactions du sujet se confirme sur les données comportementales enregistrées dans chaque condition. Dans la condition ambiguë, la réduction du paramètre de cohérence produit plus d'erreurs spatiales et une dégradation des réactions par rapport à la condition prédictive. L'analyse statistique des données EEG montre la présence d'ERD/ERS reliées au traitement de l'indice et à l'anticipation de la cible. Le patron d'activité dans le domaine temps-fréquence est globalement similaire dans les conditions prédictives et ambiguës. D'une part, l'activité liée au traitement de l'indice montre une ERD bilatérale sur les régions occipitales dans la bande alpha et pariétales dans la bande bêta. D'autre part, l'activité liée à l'anticipation de la cible montre une ERS dans la bande alpha sur les électrodes postérieures et une ERD dans la bande bêta sur les électrodes centrales. Ce résultat a été confirmé au niveau individuel, par une analyse statistique visant à étudier la dynamique spatio-temporelle des ERD/ERS en terme de latence, de durée, d'intensité et d'étendue sur la surface corticale. Le réseau cérébral typiquement impliqué dans une tâche d'attention visuospatiale (section 2.4.3) se reflète dans la localisation anatomique des régions corticales concernées par les ERD/ERS dans la bande alpha et bêta. En particulier, l'ERD reliée à l'indice s'étend sur la majeure partie de la face latérale du cortex occipital, à une latence qui est en moyenne plus tardive dans la condition ambiguë par rapport à la condition prédictive. Cette différence de latence semble liée à la cohérence de l'information contenue dans l'indice qui retarde l'orientation de l'attention dans la condition ambiguë. Par ailleurs, l'ERS reliée à l'anticipation de la cible couvre aussi une large surface du lobe occipital qui est moins étendue dans la condition ambiguë que dans la condition prédictive. L'orientation de l'attention n'induit néanmoins pas de varia-

tion de puissance suffisamment forte pour obtenir un effet visible sur l'emplacement attendu par le sujet.

Pourtant, l'activité cérébrale contient assez d'information sur cet emplacement pour obtenir des taux de classification au dessus du niveau de chance, avec des caractéristiques extraites sur une fenêtre de temps, une bande de fréquence et une région cérébrale correspondant à la localisation anatomique des ERS. Pour interpréter ce résultat, il est essentiel de rappeler que la méthode de calcul des ERD/ERS n'applique pas la même normalisation sur la puissance des signaux que la normalisation typiquement appliquée avant une classification de caractéristiques (score standard, ou z-score en anglais). En effet, les ERD/ERS sont normalisées par rapport à une ligne de base qui fait ressortir les variations de puissances reliées aux événements de la tâche en atténuant la variabilité due à l'impédance des électrodes ou aux différences inter-hémisphériques. De plus, la méthode de normalisation des ERD/ERS pose un problème classique quand la puissance est instable sur la ligne de base et peut biaiser leur estimation. Par conséquent, l'effet reflétant l'orientation de l'attention est susceptible d'avoir été masqué par cette normalisation sur les données, tandis que la normalisation appliquée avant la classification permet justement d'éliminer les variations impliquées dans la tâche par l'orientation attentionnelle. Autrement dit, la distribution des caractéristiques est centrée (moyenne nulle) et réduite (variance unitaire) sur la fenêtre d'analyse pour mettre les données à l'échelle des variations de puissance liées à l'orientation de l'attention. Cette normalisation fait ressortir un effet de latéralisation sur les caractéristiques extraites au niveau des électrodes postérieures qui révèle une faible augmentation de l'ERS sur l'hémisphère ipsilatéral à l'orientation de l'attention par rapport à l'hémisphère controlatéral. L'effet de latéralisation est clairement visible sur la figure 5.23 dans la section 5.6.1. Cette figure montre que les caractéristiques extraites sur les essais où l'attention s'oriente à droite (resp. gauche) sont en moyenne positive sur les électrodes situées du côté droit (resp. gauche). L'effet de latéralisation induit par l'orientation de l'attention se reflète à une échelle beaucoup plus fine par rapport aux ERD/ERS qui reflètent clairement les événements de la tâche. Par conséquent, le décodage des caractéristiques de puissance extraites au niveau des capteurs ou des sources montre un taux de classification très variable à travers les sujets. Toutes les méthodes de décodage appliquées sur les données de cette expérience donnent en moyenne un taux de classification plus élevé dans la condition prédictive que dans la condition ambiguë. Cependant, le décodage dans la condition ambiguë permet néanmoins de sélectionner suffisamment d'essais où la cible apparaît dans l'emplacement attendu pour améliorer les données comportementales chez les meilleurs sujets.

En conclusion, les résultats de cette expérience démontrent que l'orientation de l'attention est systématique dans la condition prédictive mais altérée par les indices ambigus. Ceci suggère tout de même que l'utilisation d'indices plus complexes qu'une

simple flèche peut être envisagée pour orienter l'attention visuospatiale des sujets et révèle un potentiel exploitable en protocole d'interaction. Sur la base de ces résultats, nous avons implémenté une méthode de décodage sous une plateforme de traitement temps-réel pour améliorer la performance comportementale des sujets en ligne. En reprenant la même tâche, les données enregistrées dans la condition prédictive constituerons la base d'apprentissage pour calibrer l'ICM et les données de la condition ambiguë constituerons une base de décodage (ou de test) pour adapter l'affichage des cibles à partir des caractéristiques cérébrales de la bande alpha.

7.1.3 Expérience par protocoles d'interaction

Dans l'expérience 3 (chapitre 6), nous avons évalué l'amélioration comportementale enregistrée dans deux protocoles d'interaction (P1 et P2) par rapport au protocole de calibration réalisé au début de l'expérience. Les paramètres de cohérence de l'indice et du contraste de la cible sont adaptés aux capacités perceptives des sujets de manière similaire à l'expérience précédente, pour contrôler et stabiliser leur performance comportementale pendant le protocole de calibration. Les ERD/ERS relevées dans le protocole de calibration confirment les résultats obtenus dans l'expérience 2. De plus, l'analyse du différentiel de puissance en sortie des filtres CSP renforce le lien entre l'information contenue dans l'indice et l'ERD dans la bande alpha qui semble déclencher l'orientation de l'attention des sujets.

Dans le protocole P1, l'ICM adapte l'affichage de la cible en fonction de la classification des caractéristiques cérébrales qui permet de détecter l'emplacement attendu par le sujet dans la condition ambiguë. Le taux de classification détermine par conséquent le taux d'erreur spatiale (TES) dans la condition ambiguë de ce protocole. L'objectif du protocole P1 était double : d'une part d'améliorer le TES en affichant la cible dans l'emplacement classé à chaque essai de la condition ambiguë, et d'autre part d'augmenter la proportion des indices ambigus tout en maintenant le TES globalement en dessous de 20 %. En calibrant l'ICM avant de commencer chaque bloc, nous avons obtenu une amélioration du taux de classification et du TES qui a permis d'augmenter progressivement la proportion d'indices ambigus. Ainsi, cette proportion augmente au maximum (100% ambigu) dès le 2ème bloc chez les 2 meilleurs sujets. En moyenne, les données comportementales enregistrées dans la condition ambiguë montrent effectivement une diminution significative du TES par rapport au protocole de calibration. Nous avons aussi observé une amélioration du TR et du TE parce que la cible s'est affichée plus souvent dans l'emplacement attendu par le sujet pendant ce protocole. De plus, l'analyse des ERD/ERS enregistrées dans ce protocole montrent un patron d'activité similaire à celui observé précédemment. De ce fait, on peut supposer que les sujets n'ont pas changé leur stratégie d'orientation attentionnelle dans ce protocole, bien que la proportion d'indices ambigus soit plus élevée par rapport au protocole de calibration.

Dans le protocole P2, l'emplacement de la cible n'est plus contrôlé par l'ICM dans la condition ambiguë qui constitue la totalité des essais pour la moitié des sujets. En revanche, l'ICM affiche un avertissement visuel juste avant l'affichage de la cible au niveau de son emplacement. L'objectif de ce protocole est de réorienter l'attention du sujet uniquement lorsque l'ICM a classé leur attention dans l'emplacement opposé à la cible. De ce fait, le TES remonte au niveau de base enregistré pendant le protocole de calibration au début de l'expérience. Les scores de classification restent en moyenne stable par rapport au protocole P1 et offrent en moyenne un bon compromis entre la pertinence et la précision des avertissements à travers les sujets. L'analyse des données comportementales enregistrées dans ce protocole montre que les avertissements améliorent le TR en réorientant l'attention des sujets avant que la cible n'apparaisse dans l'emplacement non-attendu. En moyenne à travers les sujets, l'effet de pré-indiçage sur le TR est significativement atténué par l'affichage adaptatif des avertissements. Cependant, cet effet reste globalement neutre sur le TE par rapport au protocole de calibration. L'analyse des réponses comportementales enregistrées après un avertissement montre la présence de réponses impulsives pour la plupart des sujets, ce qui n'améliore pas la précision de leurs réactions.

En conclusion de cette expérience, nous avons montré que le protocole P1 permet d'améliorer la rapidité et la précision des réponses motrices associées au traitement de chaque cible, en affichant cette dernière dans l'emplacement classé par l'ICM. De plus, l'adaptation en essai par essai de la proportion d'indices prédictifs permet d'ajuster la durée du protocole de calibration en fonction du taux de classification obtenu dans la condition ambiguë. Enfin, nous avons montré que le protocole P2 permet uniquement d'améliorer la rapidité des réponses motrices mais pas leur précision dans une tâche de discrimination visuelle. Ce résultat montre néanmoins la capacité du protocole à améliorer la détection d'un signal visuel dans certaines situations, comme un freinage d'urgence pendant la conduite d'un véhicule.

7.2 Contributions expérimentales

7.2.1 Interfaces cerveau-machine sur l'attention visuospatiale

Plusieurs études ont montré que le décodage de certaines caractéristiques de puissance extraites dans la bande alpha sur les régions postérieures du cerveau pourrait permettre de contrôler une ICM [Roijendijk et al., 2013, Tonin et al., 2012, Treder et al., 2011, Gerven and Jensen, 2009, Fujisawa et al., 2008, Bahramisharif et al., 2010]. Le fonctionnement de cette nouvelle catégorie d'ICM a été validé dans un protocole en ligne par quelques études qui ont été publiées récemment [Marchetti et al., 2013, Tonin et al., 2013, Andersson et al., 2013]. Actuellement, ces ICMs ne sont appliquées qu'au domaine médical pour aider certains patients totalement paralysés à retrouver leur autonomie, dans un milieu clinique encadré. Cependant à

notre connaissance, aucune étude n'a encore étudié leur potentiel en vue d'améliorer la performance de sujets sains dans une tâche d'attention visuospatiale.

Dans ce contexte expérimental, notre travail apporte trois innovations essentielles. D'une part, il révèle tout le potentiel offert par les ICMs sur l'attention visuospatiale pour étendre leur développement d'applications au delà du domaine médical [Van Erp et al., 2012, Blankertz et al., 2010]. D'autre part, il démontre pour la première fois, la possibilité de décoder l'emplacement de l'attention dans une situation ambiguë où les indices visuels ne sont pas prédictifs de cet emplacement. Enfin il souligne que, si des indices informatifs sont essentiels à la calibration des ICMs sur l'attention visuospatiale, l'utilisation d'un protocole adaptatif aide les sujets à maintenir une stratégie d'orientation de l'attention dans un environnement totalement non-informatif sur l'emplacement de cibles visuels à venir.

Au delà de ces innovations, nos expériences viennent affiner notre compréhension des facteurs pouvant améliorer le fonctionnement de ces ICMs à l'avenir. La littérature suggère que la performance du décodage dépend de plusieurs paramètres expérimentaux comme le contraste de la cible et l'excentricité des emplacements [Roijendijk et al., 2013, Bahramisharif et al., 2011], mais aussi de facteurs physiologiques comme la puissance de l'alpha mesuré au repos sur les électrodes occipitales [Treder et al., 2011, Bahramisharif et al., 2010]. Concernant l'effet de contraste de la cible, nos expériences confirment une récente étude montrant une corrélation négative à travers les sujets entre le taux de classification et le contraste des cibles [Roijendijk et al., 2013]. Ces observations suggèrent que les cibles affichées à bas contraste nécessitent une focalisation d'attention importante sur un emplacement pour améliorer le ratio signal à bruit des cibles [Dosher and Lu, 2000]. Les cibles affichées à bas contraste et embarquées dans un bruit blanc sont donc potentiellement plus pertinentes pour le développement des ICM sur l'attention visuospatiale.

Nous démontrons de manière additionnelle que la proportion d'indices valides/invalides et le paramètre de cohérence induisent une variabilité importante dans la capacité des sujets à orienter leur attention. En effet, les indices de la condition non-informative (expérience 1) et ambiguë (expérience 2) contiennent moins d'information sur l'emplacement de la cible par rapport aux autres études d'ICM sur l'attention visuospatiale qui utilisent une forte proportion d'indices valides ($\geq 80\%$). De ce fait, les taux de classification obtenus dans l'expérience 1 (section 4.5) sont en moyenne inférieurs aux résultats présentés dans les études de décodage avec deux emplacements opposés [Roijendijk et al., 2013, Tonin et al., 2012, Treder et al., 2011, Gerven and Jensen, 2009, Fujisawa et al., 2008]. Le décodage des données enregistrées dans la condition ambiguë de l'expérience 2 (sections 5.6.1 et 5.6.2) donne des taux de classifications qui sont comparables à l'expérience 1, tandis que ceux de la condition prédictive s'approchent de l'état de l'art de la littérature du décodage sur l'attention visuospatiale. Cependant, les scores de classification obtenus dans les

protocoles en ligne (condition ambiguë) de l'expérience 3 (sections 6.4.2 et 6.5.1) sont comparables aux résultats présentés dans la littérature et nettement meilleurs par rapport à ceux que nous avons obtenus hors ligne dans les deux expériences précédentes. L'amélioration du décodage dans le protocole P1 peut s'expliquer par la proportion de cibles affichées dans l'emplacement attendu qui est maintenue autour de 80%. En effet, cette condition est garantie par la procédure d'adaptation en essai par essai qui ajuste la proportion d'indice prédictifs/ambigus en fonction du taux de classification. Par conséquent, notre travail valide l'utilisation en ligne d'une ICM sur l'attention visuospatiale dans une condition d'indiçage ambiguë. Cependant, ce travail est à confirmer dans une condition totalement non-informative avec un indice ne contenant aucune indication spatiale (signal de départ, d'alerte, etc...).

7.2.2 Electrophysiologie de l'attention visuospatiale

En général, la littérature sur l'attention visuospatiale étudie l'activité cérébrale liée à des indices simples en analysant les ERD/ERS une fenêtre centrée sur l'apparition de l'indice ou de la cible. Nos travaux précisent les caractéristiques de ces modulations dans des contextes expérimentaux caractérisés par une forte incertitude sur l'emplacement de la cible et par une complexité importante des indices visuels. Les indices présentés dans nos expériences provoquent une ERD qui reflète le traitement de l'emplacement indiqué. En particulier, la bande alpha présente une ERD qui se prolonge jusqu'à l'apparition de l'indice dans la condition non-informative de l'expérience 1, de manière similaire à certaines études ayant une proportion d'indices valides/invalides égale à 50% [Worden et al., 2000, Yamagishi et al., 2003, 2005, Thut et al., 2006, Wyart and Tallon-Baudry, 2008]. Ce type d'ERD s'observe généralement dans une tâche impliquant l'anticipation d'une cible [Snyder and Foxe, 2010, Klimesch, 2012], l'estimation du délai entre l'indice et la cible [Macar and Vidal, 2004] ou la préparation de la réponse motrice associée au traitement d'une cible [Zaepffel et al., 2013], et suggère que les indices non-informatifs ont tendance à agir comme un signal d'alerte qui oriente l'attention des sujets dans le temps [Nobre, 2001, Jongen et al., 2006, Weinbach and Henik, 2012]. En revanche, l'analyse des EEG enregistrées dans les expériences 2 (sections 5.4.2 et 5.5.2) et 3 (sections 6.3.4 et 6.4.4) montre un mélange d'ERD/ERS similaire à plusieurs études ayant une forte proportion d'indices valides/invalides [Vazquez Marrufo et al., 2001, Sauseng et al., 2005, Rihs et al., 2007, 2009, Cosmelli et al., 2011, Capilla et al., 2014]. Ces variations de puissances reflètent un changement d'excitabilité corticale du lobe occipital [Snyder and Foxe, 2010, Klimesch, 2012] mis en évidence par Romei et al. [2008] dans une étude en stimulation magnétique trans-crânienne (TMS, en anglais). De plus, l'ERD dans la condition ambiguë montre un léger retard reflétant que le traitement de l'information indiqué est altéré par une indication visuospatiale complexe. L'évolution temporelle de cette ERD marque néanmoins le déclenchement

d'une ERS bilatérale sur les électrodes postérieures, légèrement dominante sur l'hémisphère droit qui est spécialisé dans l'attention spatiale d'après plusieurs études en TMS [Hilgetag and Pascual-leone, 2001] et en imagerie cérébrale [Gitelman et al., 1999, Shulman et al., 2010, Szczepanski et al., 2010]. Depuis plusieurs années, on sait qu'une lésion du sillon intra-parietal (LIP, section 2.4.3) de cet hémisphère implique un syndrome de négligence spatiale unilatérale [Vallar, 1998] qui se reflète au niveau comportemental par une altération des représentations spatiales [Posner et al., 1984].

Notre travail contribue à la compréhension du rôle fonctionnel des oscillations de la bande alpha [Pfurtscheller, 2003, Ward, 2003, Palva and Palva, 2007, Klimesch, 2012] comme mécanisme de régulation impliqué dans le traitement de l'information visuelle [Mathewson et al., 2011, Jensen and Mazaheri, 2010, Mazaheri and Jensen, 2010]. L'analyse des ERD/ERS révèle des changements d'excitation/inhibition intervenant à travers un vaste réseau de structures cérébrales qui permet au sujet d'anticiper l'apparition d'une cible dans un emplacement attendu ou de l'ignorer dans un autre emplacement [Jensen et al., 2012]. Les résultats des deux dernières expériences suggèrent que l'inhibition des régions occipitales semble relativement complexe et montre un léger effet de latéralisation lié à l'orientation de l'attention qui altère la détection et la discrimination de cibles visuelles [Sauseng et al., 2005, Cosmelli et al., 2011, Wyart and Tallon-Baudry, 2008, Yamagishi et al., 2008].

7.2.3 Psychologie cognitive sur l'attention visuospatiale

Nos expériences reproduisent l'effet de pré-indiçage visuospatial sur le comportemental typiquement reporté dans un paradigme classique [Posner, 1980, Posner and Petersen, 1990, Petersen and Posner, 2012] et dans une condition non-informative sur l'emplacement de la cible [Worden et al., 2000, Yamagishi et al., 2003, 2005, Thut et al., 2006, Jongen et al., 2006, Ranzini et al., 2009, Wyart and Tallon-Baudry, 2008]. Les deux dernières expériences apportent de nouvelles observations sur cet effet qui n'avaient jamais été montrées dans une condition de pré-indiçage ambiguë en terme d'orientation de l'attention des sujets. D'après la littérature, l'orientation endogène de l'attention favorise l'activation des entrées du système visuel [Miller and Buschman, 2013, Corbetta and Shulman, 2002, Raz and Buhle, 2006] pour augmenter la résolution spatiale de l'information dans l'hémichamp attendu [Anton-Erxleben and Carrasco, 2013]. Ce mécanisme influence la détection de signaux [Posner and Cohen, 1984, Posner et al., 1980] et la discrimination de certaines caractéristiques des cibles visuelles [Carrasco, 2011]. Notre travail confirme les études réalisées dans une tâche de discrimination des cibles affichées à faible contraste [Carrasco, 2006] et/ou mélangées à du bruit [Dosher and Lu, 2000]. De plus, certaines études sur l'orientation exogène de l'attention montrent qu'un signal d'avertissement visuel n'améliore pas le TE dans une tâche de discrimination des

cibles [Prinzmetal et al., 2005, Gould et al., 2007, Theeuwes, 2010]. Les résultats obtenus dans le protocole P2 suggèrent que ce mécanisme d'orientation automatique favorise l'occurrence de réponses impulsives qui induisent une forte proportion d'erreurs sur la cible.

Par ailleurs, notre travail contribue à comprendre les facteurs qui influencent l'effet de pré-indiçage sur la performance comportementale [Posner et al., 1980, Jonides, 1981, Luck et al., 1996]. Nos résultats montrent que cet effet est plus significatif dans des conditions où les indices apportent de l'information sur l'emplacement de la cible (expérience 2, section 5.3) par rapport à une condition non-informative (expérience 1, section 4.3). Dans l'expérience 2, la cohérence des indices est adaptée de sorte que la proportion de cibles s'affichant dans l'emplacement attendu par le sujet soit globalement comparable aux études ayant une forte proportion d'indices valides. Pour favoriser l'orientation de l'attention vers l'emplacement indiqué, la proportion de cibles attendues est fixée à 80% dans les deux dernières expériences d'après les recommendations de Posner [1980]. Cette condition est importante car une incertitude totale empêche le sujet d'anticiper l'emplacement de la cible et pourrait le contraindre à partager son attention à travers les deux emplacements [Cavanagh and Alvarez, 2005, Mcmains and Somers, 2004]. Mais cette situation semble plus probable dans l'expérience 1 que dans l'expérience 2 puisqu'un indice ambigu apporte néanmoins plus d'indications au sujet qu'une simple flèche dont orientation n'est globalement pas informative. En effet, le déplacement de certains groupes de points peuvent apporter une indication locale au sujet, étant donné que leurs positions et leurs directions initiales ne sont pas réparties de manière uniforme. Néanmoins, l'incertitude contenue dans les indices ambigus est atténué par le protocole P1 de l'expérience 3 puisque la direction indiquée ne correspond plus à l'emplacement de la cible. Dans ce protocole, l'ICM affichait la cible dans l'emplacement correspondant au décodage des caractéristiques cérébrales du sujet qui pouvait choisir volontairement un emplacement pour faire apparaître la cible. De ce fait, notre travail montre qu'une indication complexe oriente notre attention par une combinaison de facteurs endogène/exogène, comme le suggère de récentes études [Schneider and Chein, 2003, Awh et al., 2012, Macaluso and Doricchi, 2013].

7.3 Perspectives en terme d'applications

Ce travail offre plusieurs perspectives pour des applications non-médicales d'ICM liées à la sureté et la sécurité des opérations de commande et de contrôle d'appareils aériens ou terrestres [Trachel et al., 2013c], mais aussi d'autres perspectives dans le domaine de la recherche clinique en neurosciences cognitives. En particulier, la procédure de calibration adaptative peut s'appliquer aux ICM actuelles sur l'attention visuospatiale, dont l'objectif est d'apporter à des patients paralysés un moyen

de contrôler le déplacement d'un curseur sur un écran [Treder et al., 2011] ou d'un appareil mobile [Andersson et al., 2013]. Une telle procédure paraît indispensable pour passer d'une phase dans laquelle le sujet oriente son attention en réponse à un indice spatial informatif à une phase où l'orientation de l'attention est intégralement contrôlée par le sujet dans un environnement visuel complexe. Notre travail pourrait aussi s'appliquer à un nouveau concept de traitement en milieu médical ou clinique, récemment introduit dans la littérature anglophone en tant que Brain-State Dependent Stimulation [Sanchez et al., 2014, Jensen et al., 2011]. Ce concept propose de déclencher une stimulation en fonction de l'état cérébral du sujet estimé en temps réel par décodage de l'activité cérébrale. A notre connaissance, aucune étude n'a encore proposé un protocole de réhabilitation pour des patients atteints du syndrome de négligence spatiale unilatérale. Le protocole P2 pourrait aussi aider les patients à orienter leur attention en répétant une stimulation TMS autour de la lésion, lorsque l'ICM détecte que le patient tente d'orienter son attention vers l'hémichamp visuel contralatéral à la lésion.

En ce qui concerne les applications non-médicales de ce travail, les protocoles d'interactions proposés pourraient apporter des innovations dans plusieurs secteurs de l'industrie civile et militaire d'ici une dizaine d'année [Van Erp et al., 2012, Blankertz et al., 2010]. En effet, le protocole P1 pourrait servir à afficher de manière adaptative des informations visuelles pour améliorer les interactions entre l'homme et les systèmes impliquant l'affichage d'informations multimédia. Par exemple, on pourrait augmenter l'interactivité d'un jeux vidéo avec ce protocole, en orientant la vue d'une scène visuelle à partir des changements volontaires dans l'orientation de l'attention du joueur. De même, le jeu pourrait adapter l'affichage des cibles visuelles au niveau de difficulté choisi par le joueur, en réglant la proportion de cibles affichées dans un emplacement attendu vs non-attendu pour faciliter ou compliquer la tâche du joueur. Par ailleurs, ce protocole a l'avantage d'améliorer la rapidité et la précision des réactions humaines en adaptant l'affichage de nouvelles informations pour garantir la réussite des opérations en cours et à venir dans une situation critique. De plus, on pourrait aussi coupler notre ICM avec un système de poursuite oculaire [Toet, 2006, Velichkovsky and Hansen, 1996, Vertegaal et al., 2006] que ce soit pour améliorer la détection de l'orientation explicite ou implicite de l'attention. Certains problèmes rencontrés avec les systèmes d'interactions basés sur le mouvement oculaire [Jacob, 1990], ont déjà été résolus par ce type de couplage, notamment pour sélectionner des informations visuelles par le regard en prenant en compte les intentions de l'utilisateur [Zander and Kothe, 2011]. En effet, notre ICM pourrait faire la distinction entre une situation où le regard de l'utilisateur s'oriente pour explorer le contenu d'une scène visuelle, et une situation où l'orientation du regard est précédée d'une activité cérébrale reflétant un mécanisme d'anticipation impliqué dans la sélection d'une information spécifique.

L'aspect adaptatif de nos protocoles apportent une réelle innovation au domaine de l'aéronautique, l'aérospatial et la défense, par rapport aux interfaces homme-machines (IHM) actuellement intégrées dans les appareils civils et militaires. En effet, certaines IHM peuvent mettre en oeuvre une contre mesure cognitive pour corriger une erreur humaine à postériori, tandis que nos protocoles sont capables d'avertir un pilote avant l'occurrence de son erreur. Ces IHM sont conçues à partir d'études basées sur des données comportementales, et pour les plus avancées sur d'autres types de données physiologiques [Baudry, 2013, Lal and Craig, 2001, Oken et al., 2006, Borghini et al., 2012], tandis que nous avons étudié la possibilité de détecter les signes précurseurs risquant d'induire une erreur humaine à partir de l'EEG. Enfin, la valeur écologique de ces protocoles est un avantage considérable dans un environnement riche en information visuelle [Nikolic and Sarter, 2001, Santangelo and Spence, 2008, Whittingham, 2004], comme le cockpit d'un appareil ou le centre de commande d'un système de drones. D'une part, le protocole P1 aura tendance à minimiser l'effort cognitif des pilotes par affichage automatique des informations dans un emplacement anticipé à l'avance, en orientant leur attention de manière implicite. D'autre part, le protocole P2 aura tendance à améliorer la pertinence des avertissements visuels qui peuvent perdre leur efficacité dans ce type d'environnements.

Annexe A

Publications de l'auteur

A.1 Publications sur le sujet de thèse

A.1.1 Revues internationales à comité de lecture

Romain Trachel, Maureen Clerc, and Thomas Brochier. Decoding covert shifts of attention induced by ambiguous visuospatial cues. *Cerebral Cortex*, en prép.

A.1.2 Conférences internationales à comité de lecture

Romain Trachel, Thomas Brochier, and Maureen Clerc. Enhancing visuospatial attention performance with Brain-Computer Interfaces. *In CHI'13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pages 1245–1250, Paris, 2013a.

Romain Trachel, Thomas Brochier, and Maureen Clerc. Adaptive and Warning Displays with Brain-Computer Interfaces : Enhanced Visuospatial Attention Performance. *In Neural Engineering (NER), 2013 6th international IEEE/EMBS Conference on*, pages 367–370, 2013b.

A.1.3 Demande de brevet

Romain Trachel, Thomas Brochier, and Maureen Clerc. Système et procédé de commande et de contrôle d'un appareil pilotable par un opérateur, Demande FR1360563, Déposée le 29 Octobre 2013, 2013c.

A.2 Autres publications

A.2.1 Revues internationales à comité de lecture

Bjørg Elisabeth Kilavik, Adrian Ponce-alvarez, **Romain Trachel**, Joachim Confais, Sylvain Takerkart, and Alexa Riehle. Context-related frequency modulations of motor cortical local field potential beta oscillations. *Cerebral cortex*, 22(9) : 2148– 59, 2012.

Manuel Zaepffel, **Romain Trachel**, Bjørg Elisabeth Kilavik, and Thomas Brochier. Modulations of EEG Beta Power during Planning and Execution of Grasping Movements. *PLoS ONE*, 8(3), March 2013.

Bibliographie

Pierre-emmanuel Aguera, Karim Jerbi, Anne Caclin, and Olivier Bertrand. ELAN : A Software Package for Analysis and Visualization of MEG , EEG , and LFP Signals. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2011, 2011. doi : 10.1155/2011/158970.

George A Alvarez and Patrick Cavanagh. Independent Resources for Attentional Tracking in the Left and Right Visual Hemifields. *Psychological Science*, 16, 2005. doi : 10.1111/j.1467-9280.2005.01587.x.

Setare Amiri, Reza Fazel-Rezai, and Vahid Asadpour. A Review of Hybrid Brain-Computer Interface Systems. *Advances in Human-Computer Interaction*, 2013 :1–8, 2013. ISSN 1687-5893. doi : 10.1155/2013/187024. URL `http://www.hindawi.com/journals/ahci/2013/187024/`.

Patrik Andersson, Josien Pluim, Jeroen Siero, Stefan Klein, Max Viergever, and Nick Ramsey. Real-time decoding of brain responses to visuospatial attention using 7T fMRI. *PloS one*, 6(11) :e27638, January 2011. ISSN 1932-6203. doi : 10.1371/journal.pone.0027638. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3215723&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Patrik Andersson, Josien Pluim, Max Viergever, and Nick Ramsey. Navigation of a telepresence robot via covert visuospatial attention and real-time fMRI. *Brain topography*, 26(1) :177–85, January 2013. ISSN 1573-6792. doi : 10.1007/s10548-012-0252-z. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3536975&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Bernard Andrieu. L'homme 2.0. *Pour la science*, 422, 2012.

Katharina Anton-Erxleben and Marisa Carrasco. Attentional enhancement of spatial resolution : linking behavioural and neurophysiological evidence. *Nature reviews. Neuroscience*, 14(3) :188–200, March 2013. ISSN 1471-0048. doi : 10.1038/nrn3443. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23422910`.

Barry Arons. A Review of The Cocktail Party Effect. *Journal of the american voice society*, 12 :35–50, 1992.

Edward Awh, Artem V Belopolsky, and Jan Theeuwes. Top-down versus bottom-up attentional control : a failed theoretical dichotomy. *Trends in cognitive sciences*, 16(8) :437–43, August 2012. ISSN 1879-307X. doi : 10.1016/j.tics.2012.06.010. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3426354&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Ali Bahramisharif, Marcel Van Gerven, Tom Heskes, and Ole Jensen. Covert attention allows for continuous control of brain – computer interfaces. *European Journal of Neuroscience*, 31 :1501–1508, 2010. doi : 10.1111/j.1460-9568.2010.07174.x.

Ali Bahramisharif, Tom Heskes, Ole Jensen, and Marcel A J Van Gerven. Lateralized responses during covert attention are modulated by target eccentricity. *Neuroscience Letters*, 491(1) :35–39, 2011. ISSN 0304-3940. doi : 10.1016/j.neulet.2011.01.003. URL `http://dx.doi.org/10.1016/j.neulet.2011.01.003`.

Ali Bahramisharif, Marcel van Gerven, and Ole Jensen. Continuous tracking of covert visuospatial attention in 2D. *18th International Conference on Biomagnetism*, 2012.

Brian P Bailey and Joseph A Konstan. On the need for attention-aware systems : Measuring effects of interruption on task performance, error rate, and affective state. *Computers in Human Behavior*, 22(4) :685–708, July 2006. ISSN 07475632. doi : 10.1016/j.chb.2005.12.009. URL `http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S074756320500107X`.

Ali Bashashati, Mehrdad Fatourechi, Rabab K Ward, and Gary E Birch. A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals. *Journal of neural engineering*, 4(2) :R32–57, June 2007. ISSN 1741-2560. doi : 10.1088/1741-2560/4/2/R03. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17409474`.

Jean-Pierre Baudry. Procede et dispositif d'adaptation de l'interface homme-machine d'un aeronef selon le niveau de l"etat fonctionnel du pilote, 2013.

Anthony J Bell and Terrence J Sejnowski. An information-maximisation approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 7(6) :1129–38, 1995.

Michel Besserve, Jacques Martinerie, and Line Garneroline. Improving quantification of functional networks with EEG inverse problem : Evidence from a decoding point of view. *NeuroImage*, pages 1–11, January 2011. ISSN 1095-9572. doi : 10.1016/j.neuroimage.2011.01.056. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21276859`.

Benjamin Blankertz, Ryota Tomioka, Steven Lemm, Motoaki Kawanabe, and Klaus-robert Müller. Optimizing Spatial Filters for Robust EEG Single-Trial Analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, XX :1–12, 2008.

Benjamin Blankertz, Michael Tangermann, Carmen Vidaurre, Siamac Fazli, Claudia Sannelli, Stefan Haufe, Cecilia Maeder, Lenny Ramsey, Irene Sturm, Ga-

briel Curio, and Klaus-Robert Müller. The Berlin Brain-Computer Interface : Non-Medical Uses of BCI Technology. *Frontiers in neuroscience*, 4 (December) :198, January 2010. ISSN 1662-453X. doi : 10.3389/fnins.2010.00198. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3002462&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Gianluca Borghini, Laura Astolfi, Giovanni Vecchiato, Donatella Mattia, and Fabio Babiloni. Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness. *Neuroscience and biobehavioral reviews*, pages 1–18, October 2012. ISSN 1873-7528. doi : 10.1016/j.neubiorev.2012.10.003. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23116991`.

David H Brainard. The Psychophysics Toolbox. *Spatial Vision*, 10 :433–436, 1997.

D E Broadbent. *Perception and communication*. Elmsford, NY, 1958. doi : 10.1037/10037-010.

Corinne Brusque. *Telephone et securite routiere*. Les éditions INSERM, 2011. ISBN 978-2-85598-879-9.

György Buzsáki, Costas A Anastassiou, and Christof Koch. The origin of extracellular fields and currents — EEG , ECoG , LFP and spikes. *Nature Reviews Neuroscience*, 13(June) :407–420, 2012. doi : 10.1038/nrn3241. URL `http://dx.doi.org/10.1038/nrn3241`.

Evan Byrne and Raja Parasuraman. Psychophysiology and adaptive automation. *Biological psychology*, 42(3) :249–68, February 1996. ISSN 0301-0511. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8652747`.

John Cacioppo. *The Handbook of psychophysiology*. Cambridge University Press, 2007. ISBN 9780521844710.

Almudena Capilla, Jan-mathijs Schoffelen, Gavin Paterson, Gregor Thut, and Joachim Gross. Dissociated α -Band Modulations in the Dorsal and Ventral Visual Pathways in Visuospatial Attention and Perception. *Cerebral Cortex*, 24 (February) :550–561, 2014. doi : 10.1093/cercor/bhs343.

Marisa Carrasco. Covert attention increases contrast sensitivity : Psychophysical, neurophysiological and neuroimaging studies. *Progress in brain research*, 154(06) : 33–70, January 2006. ISSN 0079-6123. doi : 10.1016/S0079-6123(06)54003-8. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17010702`.

Marisa Carrasco. Visual attention : The past 25 years. *Vision Research*, 51(13) : 1484–1525, 2011. ISSN 0042-6989. doi : 10.1016/j.visres.2011.04.012. URL `http://dx.doi.org/10.1016/j.visres.2011.04.012`.

Marisa Carrasco, Cigdem Penpeci-Talgar, and Miguel Eckstein. Spatial covert attention increases contrast sensitivity across the CSF : support for signal enhancement. *Vision Research*, 40(10–12) :1203–1215, 2000. ISSN 0042-6989. doi : http://dx.doi.org/10.1016/S0042-6989(00)00024-9. URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0042698900000249.

Patrick Cavanagh and George A Alvarez. Tracking multiple targets with multifocal attention. *Trends in Cognitive Sciences*, 9(7) :5–10, 2005. doi : 10.1016/j.tics.2005.05.009.

Yilun Chen, Ami Wiesel, Yonina C Eldar, and Alfred O Hero Iii. Shrinkage Algorithms for MMSE Covariance Estimation. *IEEE transactions on signal processing*, 58(10), 2010.

Zhe Chen. Object-based attention : a tutorial review. *Attention, perception & psychophysics*, 74(5) :784–802, July 2012. ISSN 1943-393X. doi : 10.3758/s13414-012-0322-z. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22673856.

Ana B Chica, Paolo Bartolomeo, and Juan Lupiáñez. Two cognitive and neural systems for endogenous and exogenous spatial attention. *Behavioural brain research*, 237 :107–23, January 2013. ISSN 1872-7549. doi : 10.1016/j.bbr.2012.09.027. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23000534.

Agnes Colin. Réflexions sociétales sur l'interface cerveau-machine. *Laboratoire de l'IRSEM*, 8, 2012.

D Contreras and M Steriade. Cellular Basis of EEG Slow Rhythms : Corticothalamic Relationships. *The Journal of Neuroscience*, 15(1), 1995.

Ray Cooper, A L Winter, H J Crow, and W.Grey Walter. Comparison of subcortical, cortical and scalp activity using chronically indwelling electrodes in man. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 18(3) :217–228, 1965. ISSN 0013-4694. doi : http://dx.doi.org/10.1016/0013-4694(65)90088-X. URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/001346946590088X.

Maurizio Corbetta. Frontoparietal cortical networks for directing attention and the eye to visual locations : identical, independent, or overlapping neural systems ? *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 95(3) :831–8, February 1998. ISSN 0027-8424. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=33805&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

Maurizio Corbetta and Gordon Shulman. Control of goal-directed and stimulus-driven attention in the brain. *Nature Reviews Neuroscience*, pages 201–215, 2002.

Diego Cosmelli, Vladimir López, Jean-Philippe Lachaux, Javier López-Calderón, Bernard Renault, Jacques Martinerie, and Francisco Aboitiz. Shifting visual attention away from fixation is specifically associated with alpha band activity over ipsilateral parietal regions. *Psychophysiology*, 48(3) :312–22, March 2011. ISSN 1540-5958. doi : 10.1111/j.1469-8986.2010.01066.x. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20663090`.

M. L. Cummings, Jonathan P. How, Andrew Whitten, and Olivier Toupet. The Impact of Human–Automation Collaboration in Decentralized Multiple Unmanned Vehicle Control. *Proceedings of the IEEE*, 100(3) :660–671, March 2012. ISSN 0018-9219. doi : 10.1109/JPROC.2011.2174104. URL `http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6099676`.

Anders M Dale, Bruce Fischl, and Martin I Sereno. Cortical Surface-Based Analysis : I. Segmentation and Surface Reconstruction. *NeuroImage*, 9(2) :179–194, 1999. ISSN 1053-8119. doi : http://dx.doi.org/10.1006/nimg.1998.0395. URL `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811998903950`.

Anders M Dale, Arthur K Liu, Bruce R Fischl, Randy L Buckner, John W Belliveau, Jeffrey D Lewine, and Eric Halgren. Dynamic statistical parametric mapping : combining fMRI and MEG for high-resolution imaging of cortical activity. *Neuron*, 26(1) :55–67, April 2000. ISSN 0896-6273. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10798392`.

Sidney Dekker. *The Field Guide to Human Error*. Number August 2000. Ashgate, 2001.

Rahul S Desikan, Florent Se, Bruce Fischl, Brian T Quinn, Bradford C Dickerson, Deborah Blacker, Randy L Buckner, Anders M Dale, R Paul Maguire, Bradley T Hyman, Marilyn S Albert, and Ronald J Killiany. An automated labeling system for subdividing the human cerebral cortex on MRI scans into gyral based regions of interest. *Neuroimage*, 31 :968–980, 2006. doi : 10.1016/j.neuroimage.2006.01.021.

Christophe Destrieux, Bruce Fischl, Anders Dale, and Eric Halgren. NeuroImage Automatic parcellation of human cortical gyri and sulci using standard anatomical nomenclature. *NeuroImage*, 53(1) :1–15, 2010. ISSN 1053-8119. doi : 10.1016/j.neuroimage.2010.06.010. URL `http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2010.06.010`.

Scott Dickman and David E Meyer. Impulsivity and Speed-Accuracy Tradeoffs in Information Processing. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54 :274–290, 1988.

Barbara Anne Dosher and Zhong-lin Lu. Noise Exclusion in Spatial Attention. *Psychological Science*, 11(2) :139 :146, 2000. doi : 10.1111/1467-9280.00229.

Joshua I Ekandem, Timothy A Davis, Ignacio Alvarez, Melva T James, and Juan E Gilbert. Evaluating the ergonomics of BCI devices for research and experimentation. *Ergonomics*, 55(5) :592–598, 2012. doi : 10.1080/00140139.2012.662527. URL http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00140139.2012.662527.

Ralf Engbert and Reinhold Kliegl. Microsaccades uncover the orientation of covert attention. *Vision Research*, 43(9) :1035–1045, April 2003. ISSN 00426989. doi : 10.1016/S0042-6989(03)00084-1. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0042698903000841.

C W Eriksen and J D St James. Visual attention within and around the field of focal attention : a zoom lens model. *Perception & psychophysics*, 40(4) :225–40, October 1986. ISSN 0031-5117. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/3786090.

Stephen H. Fairclough. Fundamentals of physiological computing. *Interacting with Computers*, 21(1-2) :133–145, January 2009. ISSN 09535438. doi : 10.1016/j.intcom.2008.10.011. URL http://iwc.oxfordjournals.org/cgi/doi/10.1016/j.intcom.2008.10.011.

Rong-en Fan, Xiang-rui Wang, and Chih-jen Lin. LIBLINEAR : A Library for Large Linear Classification. *Journal of Machine Learning Research*, 9 :1871–1874, 2008.

David Feess, Mario M Krell, and Jan H Metzen. Comparison of Sensor Selection Mechanisms for an ERP- Based Brain-Computer Interface. *PloS one*, 8(7), 2013. doi : 10.1371/journal.pone.0067543.

E A Felton, R G Radwin, J A Wilson, and J C Williams. Evaluation of a modified Fitts law brain–computer interface target acquisition task in able and motor disabled individuals. *Journal of Neural Engineering*, 6(5) :56002, 2009. URL http://stacks.iop.org/1741-2552/6/i=5/a=056002.

Bruce Fischl, Martin I. Sereno, and Anders M Dale. Cortical Surface-Based Analysis. *NeuroImage*, 207 :195–207, 1999.

Bruce Fischl, David H Salat, Evelina Busa, Marilyn Albert, Megan Dieterich, Christian Haselgrove, Andre van der Kouwe, Ron Killiany, David Kennedy, Shuna Klaveness, Albert Montillo, Nikos Makris, Bruce Rosen, and Anders M Dale. Whole brain segmentation : automated labeling of neuroanatomical structures in the human brain. *Neuron*, 33(3) :341–55, January 2002. ISSN 0896-6273. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11832223.

P M Fitts. The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of Experimental Psychology*, 74 :381–391, 1954.

John J Foxe and Adam C Snyder. The Role of Alpha-Band Brain Oscillations as a Sensory Suppression Mechanism during Selective Attention. *Frontiers in psychology*, 2(July) :154, January 2011. ISSN 1664-1078. doi : 10.3389/fpsyg.2011.00154. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3132683&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Steven L Franconeri, George A Alvarez, and Patrick Cavanagh. Flexible cognitive resources : competitive content maps for attention and memory. *Trends in Cognitive Sciences*, 17(3) :134–141, 2013. doi : 10.1016/j.tics.2013.01.010.

Frederick G Freeman, Peter J Mikulka, Lawrence J Prinzel, and Mark W Scerbo. Evaluation of an adaptive automation system using three EEG indices with a visual tracking task. *Biological Psychology*, 50 :61 – 76, 1999.

Frederick G Freeman, Peter J Mikulka, Mark W Scerbo, and Lorissa Scott. An evaluation of an adaptive automation system using a cognitive vigilance task. *Biological psychology*, 67(3) :283–97, November 2004. ISSN 0301-0511. doi : 10.1016/j.biopsycho.2004.01.002. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15294387`.

Jérémy Frey, Christian Mühl, Fabien Lotte, and Martin Hachet. Review of the Use of Electroencephalography as an Evaluation Method for Human-Computer Interaction. In *PhyCS 2014 - International Conference on Physiological Computing Systems*, 2014.

K. J. Friston, A. Holmes, J.-B. Poline, C. J. Price, and C. D. Frith. Detecting Activations in PET and fMRI : Levels of Inference and Power. *NeuroImage*, 235 (40) :223–235, 1996.

Joan Fruitet, Dennis J McFarland, and Jonathan R Wolpaw. A comparison of regression techniques for a two-dimensional sensorimotor rhythm-based brain-computer interface. *Journal of neural engineering*, 7(1) : 16003, February 2010. ISSN 1741-2552. doi : 10.1088/1741-2560/7/1/016003. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3446205&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Junya Fujisawa, Hideaki Touyama, and Michitaka Hirose. Extracting alpha band modulation during visual spatial attention without flickering stimuli using common spatial pattern. In *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.*, volume 2008, pages 620–3, January 2008. ISBN 9781424418152. doi : 10.1109/IEMBS.2008.4649229. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19162732`.

Gangadhar Garipelli, Ferran Galán, Ricardo Chavarriaga, Pierre W. Ferrez, Eileen Lew, and José del R. Millán. The use of brain-computer interfacing for ambient intelligence. *Communications in Computer and Information Science*, 11 :268–285, 2008.

Christopher R Genovese, Nicole a Lazar, and Thomas Nichols. Thresholding of statistical maps in functional neuroimaging using the false discovery rate. *NeuroImage*, 15(4) :870–8, April 2002. ISSN 1053-8119. doi : 10.1006/nimg.2001.1037. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11906227`.

Laurent George, Maud Marchal, Loeiz Glondu, and L Anatole. Combining Brain-Computer Interfaces and Haptics : Detecting Mental Workload to Adapt Haptic Assistance. *EuroHaptics*, 2012. doi : DOI:10.1007/978-3-642-31401-8_12.

Marcel Van Gerven and Ole Jensen. Attention modulations of posterior alpha as a control signal for two-dimensional brain – computer interfaces. *Journal of Neuroscience Methods*, 179 :78–84, 2009. doi : 10.1016/j.jneumeth.2009.01.016.

Alan Gevins. The future of electroencephalography in assessing neurocognitive functioning. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 106(2) :165–72, February 1998. ISSN 0013-4694. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9741778`.

Alan Gevins, Harrison Leong, Robert Du, Michael E Smith, Jian Le, Don Durousseau, Jenny Zhang, and Joel Libove. Towards measurement of brain function in operational environments. *Biological Psychology*, 40 :169– 186, 1995.

Darren R Gitelman, Anna C Nobre, Todd B Parrish, Kevin S Labar, Yun-hee Kim, Joel R Meyer, and M Mesulam. A large-scale distributed network for covert spatial attention Further anatomical delineation based on stringent behavioural and cognitive controls. *Brain*, 122 :1093–1106, 1999.

Ian C Gould, Bradley J Wolfgang, and Philip L Smith. Spatial uncertainty explains exogenous and endogenous attentional cuing effects in visual signal detection. *Journal of Vision*, 7 :1–17, 2007. doi : 10.1167/7.13.4.Introduction.

Alexandre Gramfort, Martin Luessi, Eric Larson, Denis A Engemann, and Daniel Strohmeier. MNE software for processing MEG and EEG data. *NeuroImage*, 86 : 446–460, 2014.

Gabriele Gratton, Michael G H Coles, Erik J Sirevaag, Charles W Eriksen, and Emanuel Donchin. Pre- and Poststimulus Activation of Response Channels : A Psychophysiological Analysis. *Journal of experimental psychology : Human perception and performance*, 14(3) :331–344, 1988.

J Gross, J Kujala, M Hamalainen, L Timmermann, a Schnitzler, and R Salmelin. Dynamic imaging of coherent sources : Studying neural interactions in the human brain. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 98(2) :694–9, January 2001. ISSN 0027-8424. doi : 10.1073/pnas.98.2.694. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=14650&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Aysegul Gunduz, Peter Brunner, Amy Daitch, Eric C. Leuthardt, Anthony L. Ritaccio, Bijan Pesaran, and Gerwin Schalk. Decoding Covert Spatial Attention Using Electrocorticographic (ECoG) Signals in Humans. *NeuroImage*, 60(4) :2285–2293, 2011. doi : 10.1016/j.neuroimage.2012.02.017.Decoding.

Aysegul Gunduz, Peter Brunner, Amy Daitch, Eric C Leuthardt, Anthony L Ritaccio, Bijan Pesaran, and Gerwin Schalk. Decoding covert spatial attention using electrocorticographic (ECoG) signals in humans. *NeuroImage*, 2012. ISSN 1053-8119. doi : 10.1016/j.neuroimage.2012.02.017. URL `http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.02.017`.

Isabelle Guyon. Gene Selection for Cancer Classification. *Machine Learning*, 46 : 389–422, 2002.

Ziad M Hafed and James J Clark. Microsaccades as an overt measure of covert attention shifts. *Vision research*, 42(22) :2533–45, October 2002. ISSN 0042-6989. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12445847`.

Ziad M Hafed, Lee P Lovejoy, and Richard J Krauzlis. Superior colliculus inactivation alters the relationship between covert visual attention and microsaccades. *The European journal of neuroscience*, 37(7) :1169–81, April 2013. ISSN 1460-9568. doi : 10.1111/ejn.12127. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23331638`.

Simon Hanslmayr, Joachim Gross, Wolfgang Klimesch, and Kimron L Shapiro. The role of α oscillations in temporal attention. *Brain research reviews*, 67(1-2) :331–43, June 2011. ISSN 1872-6321. doi : 10.1016/j.brainresrev.2011.04.002. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21592583`.

Kenneth D Harris and Alexander Thiele. Cortical state and attention. *Nature reviews. Neuroscience*, 12(September), 2011. doi : 10.1038/nrn3084. URL `http://dx.doi.org/10.1038/nrn3084`.

P He, G Wilson, and C Russell. Removal of ocular artifacts from electroencephalogram by adaptive filtering. *Medical & biological engineering & computing*, 42(3) :407–12, May 2004. ISSN 0140-0118. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15191087`.

Claus C Hilgetag and Alvaro Pascual-leone. Enhanced visual spatial attention ipsilateral to rTMS-induced ' virtual lesions ' of human parietal cortex. *Nature neuroscience*, 4(9) :953–957, 2001.

B Hjorth. An on-line transformation of EEG scalp potentials into orthogonal source derivations. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 39 :526–530, 1975.

Joseph B Hopfinger and Vicki M West. Interactions between endogenous and exogenous attention on cortical visual processing. *NeuroImage*, 31(2) :774–89, June 2006. ISSN 1053-8119. doi : 10.1016/j.neuroimage.2005.12.049. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16490366`.

L Hu, P Xiao, Z G Zhang, a Mouraux, and G D Iannetti. Single-trial time-frequency analysis of electrocortical signals : Baseline correction and beyond. *NeuroImage*, 84 :876–87, January 2014. ISSN 1095-9572. doi : 10.1016/j.neuroimage.2013.09.055. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/24084069`.

Amelia R. Hunt and Alan Kingstone. Covert and overt voluntary attention : linked or independent ? *Cognitive Brain Research*, 18(1) :102–105, December 2003. ISSN 09266410. doi : 10.1016/j.cogbrainres.2003.08.006. URL `http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S092664100300209X`.

J Intriligator and P Cavanagh. The spatial resolution of visual attention. *Cognitive psychology*, 43(3) :171–216, November 2001. ISSN 0010-0285. doi : 10.1006/cogp.2001.0755. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11689021`.

Robert J. K. Jacob. What you look at is what you get : eye movement-based interaction techniques. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems Empowering people - CHI '90*, pages 11–18, New York, New York, USA, 1990. ACM Press. ISBN 0201509326. doi : 10.1145/97243.97246. URL `http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=97243.97246`.

William James. *The Principles of Psychology, Vol. 1.* New York : Holt, 0 edition, 1890. ISBN 0486203816. URL `http://www.amazon.com/exec/obidos/redirect?tag=citeulike07-20&path=ASIN/0486203816`.

Janneke F M Jehee, Devin K Brady, and Frank Tong. Attention Improves Encoding of Task-Relevant Features in the Human Visual Cortex. *The Journal of Neuroscience*, 31(22) :8210–8219, 2011. doi : 10.1523/JNEUROSCI.6153-09.2011.

Ole Jensen and Ali Mazaheri. Shaping functional architecture by oscillatory alpha activity : gating by inhibition. *Frontiers in human neuroscience*, 4 (November) :186, January 2010. ISSN 1662-5161. doi : 10.3389/fnhum.

2010.00186. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=2990626&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Ole Jensen, Ali Bahramisharif, Robert Oostenveld, Stefan Klanke, Avgis Hadjipapas, Yuka O Okazaki, and Marcel A van Gerven. Using brain-computer interfaces and brain-state dependent stimulation as tools in cognitive neuroscience. *Frontiers in psychology*, 2(May) :1–11, 2011. doi : 10.3389/fpsyg.2011.00100.

Ole Jensen, Mathilde Bonnefond, and Rufin Vanrullen. An oscillatory mechanism for prioritizing salient unattended stimuli. *Trends in Cognitive Sciences*, 16(4) : 200–206, 2012. ISSN 1364-6613. doi : 10.1016/j.tics.2012.03.002. URL `http://dx.doi.org/10.1016/j.tics.2012.03.002`.

DG Jones, Endsley, and MR. Sources of situation awareness errors in aviation. *Aviat Space Environ Med*, 67(6) :507–512, 1999.

Ellen M M Jongen, Fren T Y Smulders, and Gerard J P van Breukelen. Varieties of attention in neutral trials : linking RT to ERPs and EEG frequencies. *Psychophysiology*, 43(1) :113–25, January 2006. ISSN 0048-5772. doi : 10.1111/j.1469-8986.2006.00375.x. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16629691`.

John Jonides. *Voluntary vs automatic control of the mind's eye's movements*. 1981.

Daniel Kahneman. *Attention and Effort*. Prentice Hall, 1973. ISBN 0130505188.

Jurgen Kayser and Craig E Tenke. Principal components analysis of Laplacian waveforms as a generic method for identifying ERP generator patterns : I . Evaluation with auditory oddball tasks. *Clinical Neurophysiology*, 117 :348–368, 2006. doi : 10.1016/j.clinph.2005.08.034.

Simon P Kelly, Edmund C Lalor, Richard B Reilly, John J Foxe, and P Simon. Increases in Alpha Oscillatory Power Reflect an Active Retinotopic Mechanism for Distracter Suppression During Sustained Visuospatial Attention. *Journal of Neurophysiology*, 95 :3844–3851, 2006. doi : 10.1152/jn.01234.2005.

Bjørg Elisabeth Kilavik, Adrián Ponce-alvarez, Romain Trachel, Joachim Confais, Sylvain Takerkart, and Alexa Riehle. Context-related frequency modulations of motor cortical local field potential beta oscillations. *Cerebral cortex*, 22(9) :2148–59, 2012.

Donald Klass. The Continuous Challenge of Artifacts in the EEG. *Am. J. EEG Technol.*, 35 :239–269, 1995.

Raymond M Klein. Inhibition of return. *Trends in Cognitive Sciences*, 4(4) :21–30, 2000.

Edouard Kleinpeter. *L'homme augmenté.* CNRS Éditions, Paris, cnrs Éditi edition, 2013.

W Klimesch. EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance : a review and analysis. *Brain research. Brain research reviews*, 29(2-3) : 169–95, April 1999. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10209231.

W Klimesch, H Schimke, and G Pfurtscheller. Alpha frequency, cognitive load and memory performance. *Brain topography*, 5(3) :241–51, January 1993. ISSN 0896-0267. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8507550.

Wolfgang Klimesch. Alpha-Band Oscillations, Attention, and Controlled Access To Stored Information. *Trends in cognitive sciences*, 16(12) :606–17, December 2012. ISSN 1879-307X. doi : 10.1016/j.tics.2012.10.007. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3507158&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

Wolfgang Klimesch, Paul Sauseng, and Simon Hanslmayr. EEG alpha oscillations : the inhibition-timing hypothesis. *Brain research reviews*, 53(1) :63–88, January 2007. ISSN 0165-0173. doi : 10.1016/j.brainresrev.2006.06.003. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16887192.

Eric I Knudsen. Fundamental components of attention. *Annual review of neuroscience*, 30 :57–78, January 2007. ISSN 0147-006X. doi : 10.1146/annurev.neuro.30.051606.094256. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17417935.

Jens Kohlmorgen, Guido Dornhege, and Mikio L Braun. Improving Human Performance in a Real Operating Environment through Real-Time Mental Workload Detection. In MIT Press, editor, *Toward Brain-Computer Interfacing.*, chapter 24. 2007.

Dean J Krusienski, Moritz Grosse-Wentrup, Ferran Galán, Damien Coyle, Kai J Miller, Elliott Forney, and Charles W Anderson. Critical issues in state-of-the-art brain-computer interface signal processing. *Journal of neural engineering*, 8(2) :025002, April 2011. ISSN 1741-2552. doi : 10.1088/1741-2560/8/2/025002. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3412170&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

Karl Lafleur, Kaitlin Cassady, Alexander Doud, Kaleb Shades, Eitan Rogin, and Bin He. Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain – computer interface. *Journal of Neural Engineering*, 10 : 15pp, 2013. doi : 10.1088/1741-2560/10/4/046003.

S K Lal and a Craig. A critical review of the psychophysiology of driver fatigue. *Biological psychology*, 55(3) :173–94, February 2001. ISSN 0301-0511. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11240213`.

Thomas Navin Lal, Student Member, Michael Schröder, Thilo Hinterberger, Jason Weston, Martin Bogdan, Niels Birbaumer, and Bernhard Schölkopf. Support Vector Channel Selection in BCI. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 51(6) :1003–1010, 2004.

Eric Larson and Adrian K C Lee. The cortical dynamics underlying effective switching of auditory spatial attention. *NeuroImage*, 64 :365–70, January 2013. ISSN 1095-9572. doi : 10.1016/j.neuroimage.2012.09.006. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3508251&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Eric Larson and Adrian K C Lee. Switching auditory attention using spatial and non-spatial features recruits different cortical networks. *NeuroImage*, 84 :681–7, January 2014. ISSN 1095-9572. doi : 10.1016/j.neuroimage.2013.09.061. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/24096028`.

Jochen Laubrock, Ralf Engbert, and Reinhold Kliegl. Microsaccade dynamics during covert attention. *Vision research*, 45(6) :721–30, March 2005. ISSN 0042-6989. doi : 10.1016/j.visres.2004.09.029. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15639499`.

N Lavie. Perceptual load as a necessary condition for selective attention. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*, 21(3) :451–68, June 1995. ISSN 0096-1523. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/7790827`.

N. Lavie. Attention, Distraction, and Cognitive Control Under Load. *Current Directions in Psychological Science*, 19(3) :143–148, June 2010. ISSN 0963-7214. doi : 10.1177/0963721410370295. URL `http://cdp.sagepub.com/lookup/doi/10.1177/0963721410370295`.

Olivier Ledoit and Michael Wolf. A well-conditioned estimator for large-dimensional covariance matrices. *Journal of Multivariate Analysis*, 88(2) :365–411, February 2004. ISSN 0047259X. doi : 10.1016/S0047-259X(03)00096-4. URL `http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0047259X03000964`.

Chin-Teng Lin, Kuan-Chih Huang, Chun-Hsiang Chuang, Li-Wei Ko, and Tzyy-Ping Jung. Can arousing feedback rectify lapses in driving ? Prediction from EEG power spectra. *Journal of Neural Engineering*, 10(5) :56024, 2013. URL `http://stacks.iop.org/1741-2552/10/i=5/a=056024`.

F Lotte, M Congedo, a Lécuyer, F Lamarche, and B Arnaldi. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of neural engineering*, 4(2) :R1–R13, June 2007. ISSN 1741-2560. doi : 10.1088/1741-2560/4/2/R01. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17409472.

Fabien Lotte and Cuntai Guan. Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs : Unified Theory and New Algorithms. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 58(2) :355–362, 2011.

Fabien Lotte, Florian Larrue, and Christian Mühl. Flaws in current human training protocols for spontaneous Brain-Computer Interfaces : lessons learned from instructional design. *Frontiers in human neuroscience*, 7(September) :1–11, 2013. doi : 10.3389/fnhum.2013.00568.

Zhong-Lin Lu and Barbara Anne Dosher. External noise distinguishes attention mechanisms. *Vision Research*, 38(9) :1183–1198, 1998. ISSN 0042-6989. doi : http://dx.doi.org/10.1016/S0042-6989(97)00273-3. URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0042698997002733.

Steven J Luck. *An Introduction to the Event-Related Potential Technique*. MIT press, 2005. ISBN 9780262621960.

Steven J Luck and Vecera. *Attention*. John Wiley & Sons, Inc., 2002. ISBN 9780471214427. doi : 10.1002/0471214426.pas0106. URL http://dx.doi.org/10.1002/0471214426.pas0106.

Steven J Luck, Steven A Hillyard, and Harold L Hawkins. Mechanisms of Visual-Spatial Attention : Resource Allocation or Uncertainty Reduction ? *Journal of experimental psychology : Human perception and performance*, 22(3) :725–737, 1996.

Emiliano Macaluso and Fabrizio Doricchi. Attention and predictions : control of spatial attention beyond the endogenous-exogenous dichotomy. *Frontiers in human neuroscience*, 7(October) :685, January 2013. ISSN 1662-5161. doi : 10.3389/fnhum.2013.00685. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3800774&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

Françoise Macar and Franck Vidal. Event-Related Potentials as Indices of Time Processing : A Review. *Journal of Psychophysiology*, 18 :89–104, 2004. doi : 10.1027/0269-8803.18.2.

By Scott Makeig, Christian Kothe, Tim Mullen, and Nima Bigdely-shamlo. Evolving Signal Processing for Brain – Computer Interfaces. *Proceedings of the IEEE*, 2012.

Mauro Marchetti, Francesco Piccione, Stefano Silvoni, Luciano Gamberini, and Konstantinos Priftis. Covert Visuospatial Attention Orienting in a Brain-Computer Interface for Amyotrophic Lateral Sclerosis Patients. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 27(5) :430–438, 2013. doi : 10.1177/1545968312471903.

Eric Maris. Statistical testing in electrophysiological studies. *Psychophysiology*, 49 : 549–565, 2012. doi : 10.1111/j.1469-8986.2011.01320.x.

Eric Maris and Robert Oostenveld. Nonparametric statistical testing of EEG- and MEG-data. *Journal of neuroscience methods*, 164(1) :177–90, August 2007. ISSN 0165-0270. doi : 10.1016/j.jneumeth.2007.03.024. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17517438`.

Tim Martin, Krystel R. Huxlin, and Voyko Kavcic. Motion-onset visual evoked potentials predict performance during a global direction discrimination task. *Neuropsychologia*, 48(12) :3563–3572, 2010. doi : 10.1016/j.neuropsychologia.2010.08.005.Motion-onset.

Susana Martinez-Conde, Stephen L Macknik, Xoana G Troncoso, and David H Hubel. Microsaccades : a neurophysiological analysis. *Trends in neurosciences*, 32 (9) :463–75, September 2009. ISSN 1878-108X. doi : 10.1016/j.tins.2009.05.006. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19716186`.

Steven G Mason and Gary E Birch. A general framework for brain-computer interface design. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 11(1) :70–85, March 2003. ISSN 1534-4320. doi : 10.1109/TNSRE.2003.810426. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12797728`.

Steven G Mason, Melody Moore Jackson, and Gary E Birch. A General Framework for Characterizing Studies of Brain Interface Technology. *Annals of Biomedical Engineering*, 33(11) :1653–1670, 2005. doi : 10.1007/s10439-005-7706-3.

Kyle E Mathewson, Alejandro Lleras, Diane M Beck, Monica Fabiani, Tony Ro, and Gabriele Gratton. Pulsed out of awareness : EEG alpha oscillations represent a pulsed-inhibition of ongoing cortical processing. *Frontiers in psychology*, 2(May) :99, January 2011. ISSN 1664-1078. doi : 10.3389/fpsyg.2011.00099. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3132674&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

John H R Maunsell and Stefan Treue. Feature-based attention in visual cortex. *Trends in neurosciences*, 29(6) :317–22, June 2006. ISSN 0166-2236. doi : 10.1016/j.tins.2006.04.001. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16697058`.

Ali Mazaheri and Ole Jensen. Rhythmic pulsing : linking ongoing brain activity with evoked responses. *Frontiers in human neuroscience*, 4(October) :1–13, 2010. doi : 10.3389/fnhum.2010.00177.

Dennis J Mcfarland, Lynn M Mccane, Stephen V David, and Jonathan R Wolpaw. Spatial filter selection for EEG-based communication. *Electroencephalographyand clinical Neurophysiology*, 103 :386–394, 1997.

Dennis J McFarland, William a Sarnacki, and Jonathan R Wolpaw. Brain–computer interface (BCI) operation : optimizing information transfer rates. *Biological Psychology*, 63(3) :237–251, July 2003. ISSN 03010511. doi : 10.1016/S0301-0511(03)00073-5. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0301051103000735.

Lindsey McIntire, Andy McKinley, and Chuck Goodyear. Using Eye-Tracking to Detect Vigilance. *Journal of Vision*, 12(9) :538, 2012. doi : 10.1167/12.9.538. URL http://www.journalofvision.org/content/12/9/538.abstract.

Stephanie A Mcmains and David C Somers. Multiple Spotlights of Attentional Selection in Human Visual Cortex. *Neuron*, 42 :677–686, 2004.

Armand Mensen and Ramin Khatami. Advanced EEG analysis using threshold-free cluster-enhancement and non-parametric statistics. *NeuroImage*, 67 :111–8, February 2013. ISSN 1095-9572. doi : 10.1016/j.neuroimage.2012.10.027. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23123297.

Earl K Miller and Timothy J Buschman. Cortical circuits for the control of attention. *Current opinion in neurobiology*, 23(2) :216–22, April 2013. ISSN 1873-6882. doi : 10.1016/j.conb.2012.11.011. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23265963.

Mitzdorf. Current Source-Density Method and Application in Cat Cerebral Cortex : Investigation of Evoked Potentials and EEG Phenomena. *Psychological Reviews*, 65(1), 1985.

Tirin Moore. The neurobiology of visual attention : finding sources. *Current opinion in neurobiology*, 16(2) :159–65, April 2006. ISSN 0959-4388. doi : 10.1016/j.conb.2006.03.009. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16563729.

Tirin Moore, Katherine M Armstrong, and Mazyar Fallah. Visuomotor Origins of Covert Spatial Attention. *Neuron*, 40 :671–683, 2003.

Carlos H. Morimoto and Marcio R.M. Mimica. Eye gaze tracking techniques for interactive applications. *Computer Vision and Image Understanding*, 98(1) :4–24, April 2005. ISSN 10773142. doi : 10.1016/j.cviu.2004.07.010. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1077314204001109.

Hermann J Muller and Patrick M A Rabbitt. Reflexive and Voluntary Orienting of Visual Attention : Time Course of Activation and Resistance to Interruption. *Journal of experimental psychology : Human perception and performance*, 15(2) : 315–330, 1989.

Suresh D Muthukumaraswamy. High-frequency brain activity and muscle artifacts in MEG/EEG : a review and recommendations. *Frontiers in human neuroscience*, 7(April) :138, January 2013. ISSN 1662-5161. doi : 10.3389/fnhum.2013.00138. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3625857&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Thomas Nichols and Satoru Hayasaka. Controlling the familywise error rate in functional neuroimaging : a comparative review. *Statistical Methods in Medical Research*, 12 :419–446, 2003.

Thomas E Nichols. NeuroImage Multiple testing corrections, nonparametric methods, and random field theory. *NeuroImage*, 62(2) :811–815, 2012. ISSN 1053-8119. doi : 10.1016/j.neuroimage.2012.04.014. URL `http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.04.014`.

Luis Fernando Nicolas-Alonso and Jaime Gomez-Gil. Brain computer interfaces, a review. *Sensors*, 12(2) :1211–79, January 2012. ISSN 1424-8220. doi : 10.3390/s120201211. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3304110&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Pekka Niemi and Risto Naatanen. Foreperiod and Simple Reaction Time. *Psychonomic Bulletin*, 89(1) :133–162, 1981.

Mark I. Nikolic and Nadine B. Sarter. Peripheral Visual Feedback : A Powerful Means of Supporting Effective Attention Allocation in Event-Driven, Data-Rich Environments. *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 43(1) :30–38, January 2001. ISSN 00187208. doi : 10.1518/001872001775992525. URL `http://hfs.sagepub.com/cgi/doi/10.1518/001872001775992525`.

AC Nobre. Orienting attention to instants in time. *Neuropsychologia*, 39(12) : 1317–28, January 2001. ISSN 0028-3932. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11566314`.

Donald A Norman and Daniel Bobrow. On data-limited and resource-limited processes. *Cognitive psychology*, 7 :44–64, 1975.

Donald A Norman and Stephen W Draper. *User Centered System Design : New Perspectives on Human-Computer Interaction*. L. Erlbaum Associates Inc., Hillsdale, NJ, USA, 1986. ISBN 0898597811.

Behrad Noudoost, Mindy H Chang, Nicholas A Steinmetz, and Tirin Moore. Top-down control of visual attention. *Current Opinion in Neurobiology*, 20(2) :183–190, 2010. ISSN 0959-4388. doi : 10.1016/j.conb.2010.02.003. URL `http://dx.doi.org/10.1016/j.conb.2010.02.003`.

B S Oken, M C Salinsky, and S M Elsas. Vigilance, alertness, or sustained attention : physiological basis and measurement. *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 117(9) : 1885–901, September 2006. ISSN 1388-2457. doi : 10.1016/j.clinph.2006.01.017. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=2865224&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Satu Palva and J Matias Palva. New vistas for a-frequency band oscillations. *Trends in Neurosciences*, 30(4), 2007. doi : 10.1016/j.tins.2007.02.001.

Raja Parasuraman and Glenn F Wilson. Putting the Brain to Work : Neuroergonomics Past, Present, and Future. *Human Factors*, 50(3) :468–474, 2008. doi : 10.1518/001872008X288349.

F Pedregosa, G Varoquaux, A Gramfort, V Michel, B Thirion, O Grisel, M Blondel, P Prettenhofer, R Weiss, V Dubourg, J Vanderplas, A Passos, D Cournapeau, M Brucher, M Perrot, and E Duchesnay. Scikit-learn : Machine Learning in {P}ython. *Journal of Machine Learning Research*, 12 :2825–2830, 2011.

F Perrin, J Pernier, O Bertrand, and J F Echallier. Spherical splines for scalp potential and current density mapping. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 72 :184–187, 1989.

Steven E Petersen and Michael I Posner. The attention system of the human brain : 20 years after. *Annual review of neuroscience*, 35 :73–89, January 2012. ISSN 1545-4126. doi : 10.1146/annurev-neuro-062111-150525.

G Pfurtscheller. Induced Oscillations in the Alpha Band : Functional Meaning. *Epilepsia*, 44 :2–8, 2003.

G Pfurtscheller and F H Lopes da Silva. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization : basic principles. *Clinical neurophysiology : official journal of the International*, 110(11) :1842–57, November 1999. ISSN 1388-2457. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10576479`.

Alan T Pope, Edward H Bogart, and Debbie S Bartolome. Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task. *Biological Psychology*, 40(1–2) :187–195, 1995. ISSN 0301-0511. doi : http://dx.doi.org/10.1016/0301-0511(95)05116-3. URL `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0301051195051163`.

Michael I Posner. Orienting of attention. *The Quarterly Journal Of Experimental Psychology*, 32 :3–25, 1980.

Michael I. Posner and Stephen J. Boies. Components of Attention. *Psychological Reviews*, 78(5) :391–408, 1971. ISSN 0033-295X. doi : 10.1037/h0031333. URL `http://content.apa.org/journals/rev/78/5/391`.

Michael I Posner and Yoav Cohen. Components of Visual Orienting. *Attention and Performance*, 32 :531–556, 1984.

Michael I Posner and Steven E Petersen. The attention system of the human brain. *Annual review of neuroscience*, 13 :25–42, January 1990. ISSN 0147-006X. doi : 10.1146/annurev.ne.13.030190.000325. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/2183676`.

Michael I Posner, Charles R R Snyder, and Brian J Davidson. Attention and the Detection of Signals. *Journal of Experimental Psychology : gene*, 109(2) :160–174, 1980.

Michael I Posner, John A Walker, Frances J Friedrich, and Robert D Rafal. Effects of parietal injury on covert orienting of attention. *The Journal of Neuroscience*, 4(7) :1863–1874, 1984.

William Prinzmetal, Christin Mccool, and Samuel Park. Attention : Reaction Time and Accuracy Reveal Different Mechanisms. *Journal of Experimental Psychology : General*, 134(1) :73–92, 2005. doi : 10.1037/0096-3445.134.1.73.

Zenon W Pylyshyn and Ron W Storm. Tracking multiple independent targets : Evidence for a parallel tracking mechanism. *Spatial Vision*, pages 179–197, 1988.

Herbert Ramoser and Gert Pfurtscheller. Optimal Spatial Filtering of Single Trial EEG During Imagined Hand Movement. *Rehabilitation*, 8(4) :441–446, 2000.

Mariagrazia Ranzini, Stanislas Dehaene, Manuela Piazza, and Edward M Hubbard. Neural mechanisms of attentional shifts due to irrelevant spatial and numerical cues. *Neuropsychologia*, 47 :2615–2624, 2009. doi : 10.1016/j.neuropsychologia.2009.05.011.

Jens Rasmussen. *Information Processing and Human-Machine Interaction : An Approach to Cognitive Engineering*. Elsevier Science Inc., New York, NY, USA, 1986. ISBN 0444009876.

Amir Raz and Jason Buhle. Typologies of attentional networks. *Nature Reviews Neuroscience*, 7(May) :367–379, 2006. doi : 10.1038/nrn1903.

James Reason. *Human Error*. Cambridge [England] ; New York : Cambridge University Press, 1990. xv, 302 p., 1990.

Yann Renard, Fabien Lotte, Guillaume Gibert, Marco Congedo, Emmanuel Maby, Vincent Delannoy, and Olivier Bertrand. OpenViBE : An Open-Source Software Platform to Design, Test and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments. *Presence*, 1 :35–53, 2010.

Tonia A Rihs, Christoph M Michel, and Gregor Thut. Mechanisms of selective inhibition in visual spatial attention are indexed by a-band EEG synchronization. *Neuroscience*, 25(June 2006) :603–610, 2007. doi : 10.1111/j.1460-9568.2007.05278.x.

Tonia A Rihs, Christoph M Michel, and Gregor Thut. A bias for posterior α-band power suppression versus enhancement during shifting versus maintenance of spatial attention. *NeuroImage*, 44(1) :190–199, 2009. ISSN 1053-8119. doi : 10.1016/j.neuroimage.2008.08.022. URL `http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2008.08.022`.

Jelena Ristic and Alan Kingstone. Attention to arrows : Pointing to a new direction. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 59(11) :37–41, 2006. doi : 10.1080/17470210500416367.

Jelena Ristic, Mathieu Landry, and Alan Kingstone. Automated symbolic orienting : the missing link. *Frontiers in psychology*, 3(December) : 560, January 2012. ISSN 1664-1078. doi : 10.3389/fpsyg.2012.00560. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3571526&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

G Rizzolatti, L Riggio, I Dascola, and C Umiltá. Reorienting attention across the horizontal and vertical meridians : evidence in favor of a premotor theory of attention. *Neuropsychologia*, 25(1A) :31–40, January 1987. ISSN 0028-3932. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/3574648`.

Claudia Roda and Julie Thomas. Attention aware systems : Theories, applications, and research agenda. *Computers in Human Behavior*, 22(4) :557–587, July 2006. ISSN 07475632. doi : 10.1016/j.chb.2005.12.005. URL `http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0747563205001135`.

Linsey Roijendijk, Jason Farquhar, Marcel van Gerven, Ole Jensen, and Stan Gielen. Exploring the impact of target eccentricity and task difficulty on covert visual spatial attention and its implications for brain computer interfacing. *PloS one*, 8(12) :e80489, January 2013. ISSN 1932-6203. doi : 10.1371/journal.pone.0080489. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3849183&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Vincenzo Romei, Verena Brodbeck, Christoph Michel, Amir Amedi, Alvaro Pascual-Leone, and Gregor Thut. Spontaneous fluctuations in posterior alpha-band EEG activity reflect variability in excitability of human visual areas. *Cerebral cortex*, 18(9) :2010–8, September 2008. ISSN 1460-2199. doi : 10.1093/cercor/bhm229. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=2517102&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Yuri B Saalmann, Ivan N Pigarev, and Trichur R Vidyasagar. Neural mechanisms of visual attention : how top-down feedback highlights relevant locations. *Science*, 316(5831) :1612–5, June 2007. ISSN 1095-9203. doi : 10.1126/science.1139140. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17569863`.

R Salmelin and R Hari. Characterization of spontaneous MEG rhythms in healthy adults. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 91 :237–248, 1994.

Gaëtan Sanchez, Jean Daunizeau, Emmanuel Maby, Olivier Bertrand, Aline Bompas, and Jérémie Mattout. Toward a New Application of Real-Time Electrophysiology : Online Optimization of Cognitive Neurosciences Hypothesis Testing. *Brain Sciences*, 4(1) :49–72, January 2014. ISSN 2076-3425. doi : 10.3390/brainsci4010049. URL `http://www.mdpi.com/2076-3425/4/1/49/`.

Valerio Santangelo and Charles Spence. Is the exogenous orienting of spatial attention truly automatic ? Evidence from unimodal and multisensory studies. *Consciousness and Cognition*, 17 :989–1015, 2008. doi : 10.1016/j.concog.2008.02.006.

Nadine B. Sarter, Randall J. Mumaw, and Christopher D. Wickens. Pilots' Monitoring Strategies and Performance on Automated Flight Decks : An Empirical Study Combining Behavioral and Eye-Tracking Data. *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 49(3) :347–357, June 2007. ISSN 00187208. doi : 10.1518/001872007X196685. URL `http://hfs.sagepub.com/cgi/doi/10.1518/001872007X196685`.

P Sauseng, W Klimesch, W Stadler, M Schabus, M Doppelmayr, S Hanslmayr, W R Gruber, and N Birbaumer. A shift of visual spatial attention is selectively associated with human EEG alpha activity. *The European journal of neuroscience*, 22(11) :2917–26, December 2005. ISSN 0953-816X. doi : 10.1111/j.1460-9568.2005.04482.x. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16324126`.

Walter Schneider and Jason M Chein. Controlled & automatic processing : behavior, theory, and biological mechanisms. *Cognitive Science*, 27 :525–559, 2003. doi : 10.1016/S0364-0213(03)00011-9.

F Ségonne, a M Dale, E Busa, M Glessner, D Salat, H K Hahn, and B Fischl. A hybrid approach to the skull stripping problem in MRI. *NeuroImage*, 22(3) : 1060–75, July 2004. ISSN 1053-8119. doi : 10.1016/j.neuroimage.2004.03.032. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15219578`.

Kensuke Sekihara, Srikantan S Nagarajan, David Poeppel, and Alec Marantz. Asymptotic SNR of Scalar and Vector Minimum-Variance Beamformers for Neuromagnetic Source Reconstruction. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 51(10) :1726–1734, 2004.

Pradeep Shenoy, Matthias Krauledat, Benjamin Blankertz, Rajesh P N Rao, and Klaus-Robert Müller. Towards adaptive classification for BCI. *Journal of neural engineering*, 3(1) :R13–23, March 2006. ISSN 1741-2560. doi : 10.1088/1741-2560/3/1/R02. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16510936`.

Richard M Shiffrin and Walter Schneider. Controlled and Automatic Human Information Processing : II. Perceptual Learning, Automatic Attending, and a General Theory. *Psychological Reviews*, 84(2), 1977.

Gordon L Shulman, Daniel L W Pope, Serguei V Astafiev, Mark P Mcavoy, Abraham Z Snyder, and Maurizio Corbetta. Right Hemisphere Dominance during Spatial Selective Attention and Target Detection Occurs Outside the Dorsal Frontoparietal Network. *The Journal of Neuroscience*, 30(10) :3640–3651, 2010. doi : 10.1523/JNEUROSCI.4085-09.2010.

Daniel J Simons. Attentional capture and inattentional blindness. *Trends in Cognitive Sciences*, 4(4) :1452–1456, 2000.

Daniel J Simons and Ronald A Rensink. Change blindness : past, present, and future. *Trends in Cognitive Sciences*, 9(1), 2005. doi : 10.1016/j.tics.2004.11.006.

Daniel T Smith and Thomas Schenk. The Premotor theory of attention : time to move on ? *Neuropsychologia*, 50(6) :1104–14, May 2012. ISSN 1873-3514. doi : 10.1016/j.neuropsychologia.2012.01.025. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22306518`.

Stephen M Smith and Thomas E Nichols. Threshold-Free Cluster Enhancement : Addressing problems of smoothing , threshold dependence and localisation in cluster inference. *NeuroImage*, 44 :83–98, 2009.

Adam C Snyder and John J Foxe. Anticipatory attentional suppression of visual features indexed by oscillatory alpha-band power increases : a high-density electrical mapping study. *The Journal of neuroscience : the official journal of the Society for Neuroscience*, 30(11) :4024–32, March 2010. ISSN 1529-2401. doi : 10.

1523/JNEUROSCI.5684-09.2010. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=2908241&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

Ramesh Srinivasan and Paul L Nunez. *Electric Fields of the Brain : The Neurophysics of EEG*. Oxford University Press, 1981. ISBN 9780195050387.

John F Stins, J C Tinca Polderman, Dorret I Boomsma, and Eco J C De. Conditional accuracy in response interference tasks : Evidence from the Eriksen flanker task and the spatial conflict task. *Advances in Cognitive Psychology*, 3(3) :409–417, 2007. doi : 10.2478/v10053-008-0005-4.

Hans Strasburger and Martin Jüttner. Peripheral vision and pattern recognition : A review. *Journal of Vision*, 11(5) :1–82, 2011. doi : 10.1167/11.5.13.Contents.

Sara M Szczepanski, Christina S Konen, and Sabine Kastner. Mechanisms of Spatial Attention Control in Frontal and Parietal Cortex. *The Journal of Neuroscience*, 30(1) :148–160, 2010. doi : 10.1523/JNEUROSCI.3862-09.2010.

Wing-kin Tam, Kai-yu Tong, Senior Member, Fei Meng, and Shangkai Gao. A Minimal Set of Electrodes for Motor Imagery BCI to Control an Assistive Device in Chronic Stroke Subjects : A Multi-Session Study. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 19(6) :617–627, 2011.

Desney Tan and Anton Nijholt. *Brain-Computer Interfaces : applying our minds to human-computer interaction*. Springer, 2010.

Michael Tangermann, Klaus-Robert Müller, Ad Aertsen, Niels Birbaumer, Christoph Braun, Clemens Brunner, Robert Leeb, Carsten Mehring, Kai J Miller, Gernot R Müller-Putz, Guido Nolte, Gert Pfurtscheller, Hubert Preissl, Gerwin Schalk, Alois Schlögl, Carmen Vidaurre, Stephan Waldert, and Benjamin Blankertz. Review of the BCI Competition IV. *Frontiers in neuroscience*, 6(July) :55, January 2012. ISSN 1662-453X. doi : 10.3389/fnins.2012.00055. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3396284&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

G. Tassinari and G. Berlucchi. Covert orienting to non-informative cues : reaction time studies. *Behavioural Brain Research*, 71(1-2) :101–112, November 1995. ISSN 01664328. doi : 10.1016/0166-4328(95)00201-4. URL http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0166432895002014.

Jan Theeuwes. Top – down and bottom – up control of visual selection. *Acta Psychologica*, 135(2) :77–99, 2010. ISSN 0001-6918. doi : 10.1016/j.actpsy.2010.02.006. URL http://dx.doi.org/10.1016/j.actpsy.2010.02.006.

Gregor Thut, Annika Nietzel, Stephan A Brandt, and Alvaro Pascual-leone. Alpha-Band Electroencephalographic Activity over Occipital Cortex Indexes Visuospatial Attention Bias and Predicts Visual Target Detection. *The Journal of Neuroscience*, 26(37) :9494–9502, 2006. doi : 10.1523/JNEUROSCI.0875-06.2006.

Alexander Toet. Gaze directed displays as an enabling technology for attention aware systems. *Computers in Human Behavior*, 22(4) :615–647, July 2006. ISSN 07475632. doi : 10.1016/j.chb.2005.12.010. URL `http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0747563205001159`.

L Tonin, R Leeb, and J R Millan. Time-dependent approach for single trial classification of covert visuospatial. *Journal of neural engineering*, 045011, 2012. doi : 10.1088/1741-2560/9/4/045011.

L Tonin, R Leeb, a Sobolewski, and J Del R Millán. An online EEG BCI based on covert visuospatial attention in absence of exogenous stimulation. *Journal of neural engineering*, 10(5) :056007, October 2013. ISSN 1741-2552. doi : 10.1088/1741-2560/10/5/056007. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23918205`.

Romain Trachel, Thomas Brochier, and Maureen Clerc. Enhancing visuospatial attention performance with Brain-Computer Interfaces. In *CHI'13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pages 1245–1250, Paris, 2013a. ISBN 9781450319522.

Romain Trachel, Thomas Brochier, and Maureen Clerc. Adaptive and Warning Displays with Brain-Computer Interfaces : Enhanced Visuospatial Attention Performance. In *Neural Engineering (NER), 2013 6th international IEEE/EMBS Conference on*, pages 367–370, 2013b.

Romain Trachel, Thomas Brochier, and Maureen Clerc. Systeme et procede de commande et de controle d'un appareil pilotable par un operateur, 2013c.

Matthias S Treder, Ali Bahramisharif, Nico M Schmidt, Marcel A J Van Gerven, and Benjamin Blankertz. Brain-computer interfacing using modulations of alpha activity induced by covert shifts of attention. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 8(1) :24, 2011. ISSN 1743-0003. doi : 10.1186/1743-0003-8-24. URL `http://www.jneuroengrehab.com/content/8/1/24`.

Anne Treisman. Monitoring and storage of irrelevant messages in selective attention. *Journal of Verbal Learning & Verbal Behavior*, 3(6) :449–459, 1964. doi : doi: 10.1016/S0022-5371(64)80015-3.

Stefan Treue. Visual attention : the where, what, how and why of saliency. *Current Opinion in Neurobiology*, 13 :428–432, 2003. doi : 10.1016/S0959-4388(03)00105-3.

Giuseppe Vallar. Spatial hemineglect in humans. *Trends in Cognitive Sciences*, 2 (3) :87–97, 1998.

Jan B F Van Erp, Fabien Lotte, and Michael Tangermann. Brain-Computer Interfaces : Beyond Medical Applications. *Computer*, 45(4) :26–34, 2012. doi : 10.1109/MC.2012.107.

Manuel Vazquez Marrufo, Encarna Vaquero, Maria Cardoso, and Carlos M Gomez. Temporal evolution of a and b bands during visual spatial attention. *Cognitive Brain Research*, 12 :315–320, 2001.

Barry D Van Veen, Wim Van Drongelen, Moshe Yuchtman, and Akifumi Suzuki. Localization of Brain Electrical Activity via Linearly Constrained Minimum Variance Spatial Filtering. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 44(9) : 867–880, 1997.

Boris M Velichkovsky and John Paulin Hansen. New Technological Windows into Mind : There is More in Eyes and Brains for Human- Computer Interaction. In *CHI'96 International conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 496–503, 1996.

Roel Vertegaal, Jeffrey S. Shell, Daniel Chen, and Aadil Mamuji. Designing for augmented attention : Towards a framework for attentive user interfaces. *Computers in Human Behavior*, 22(4) :771–789, July 2006. ISSN 07475632. doi : 10.1016/j.chb.2005.12.012. URL `http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0747563205001160`.

Francois-Benoit Vialatte, Monique Maurice, Justin Dauwels, and Andrzej Cichocki. Steady-state visually evoked potentials : Focus on essential paradigms and future perspectives. *Progress in Neurobiology*, 90 :418–438, 2010. doi : 10.1016/j.pneurobio.2009.11.005.

Jacques Vidal. Real-TimeDetection of BrainEvents in EEG. *Proceedings of the IEEE*, 65(5) :633–672, 1977.

Carmen Vidaurre, Tilmann H Sander, and Alois Schlögl. BioSig : the free and open source software library for biomedical signal processing. *Computational intelligence and neuroscience*, 2011 :935364, January 2011. ISSN 1687-5273. doi : 10.1155/2011/935364. URL `http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3061298&tool=pmcentrez&rendertype=abstract`.

Simone Vossel, Ralph Weidner, Jon Driver, Karl J Friston, and Gereon R Fink. Deconstructing the architecture of dorsal and ventral attention systems with dynamic causal modeling. *The Journal of neuroscience*, 32(31) :

10637–48, August 2012. ISSN 1529-2401. doi : 10.1523/JNEUROSCI.0414-12.2012. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3432566&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

Brian A Wandell and Jonathan Winawer. Imaging retinotopic maps in the human brain. *Vision Research*, 51(7) :718–737, 2011. doi : 10.1016/j.visres.2010.08.004.

Brian A Wandell, Serge O Dumoulin, and Alyssa A Brewer. Review Visual Field Maps in Human Cortex. *Neuron*, 56 :366–383, 2007. doi : 10.1016/j.neuron.2007.10.012.

Lawrence M Ward. Synchronous neural oscillations and cognitive processes. *Trends in Cognitive Sciences*, 7(12) :553–559, 2003. doi : 10.1016/j.tics.2003.10.012.

Andrew B Watson and Denis G Pelli. QUEST : a Bayesian adaptive psychometric method. *Perception & psychophysics*, 33(2) :113–20, 1983.

Noam Weinbach and Avishai Henik. Temporal orienting and alerting - the same or different ? *Frontiers in psychology*, 3(July) :236, January 2012. ISSN 1664-1078. doi : 10.3389/fpsyg.2012.00236. URL http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3393878&tool=pmcentrez&rendertype=abstract.

R B Whittingham. *The Blame Machine : Why Human Error Causes Accidents*. Elsevier, 2004. ISBN 0750655100.

Glenn F Wilson, Christopher A Russell, and Air Force. Performance Enhancement in an Uninhabited Air Vehicle Task Using Psychophysiologically Determined Adaptive Aiding. *Human Factors*, 49(6) :1005–1018, 2007. doi : 10.1518/001872007X249875.1006.

David D Woods, Sidney Dekker, Richard Cook, Leila Johannesen, and Nadine Sarter. *Behind Human Error*. Ashgate, Farnham, 2 edition, 2010. ISBN 978-0-7546-7834-2.

Michael S Worden, John J Foxe, Norman Wang, and Gregory V Simpson. Anticipatory Biasing of Visuospatial Attention Indexed by Retinotopically Specific alpha-Band Electroencephalography Increases over Occipital Cortex. *The Journal of Neuroscience*, 20 :1–6, 2000.

Valentin Wyart and Catherine Tallon-Baudry. Neural dissociation between visual awareness and spatial attention. *The Journal of neuroscience*, 28(10) :2667–79, March 2008. ISSN 1529-2401. doi : 10.1523/JNEUROSCI.4748-07.2008. URL http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18322110.

Noriko Yamagishi, Daniel E Callan, Naokazu Goda, Stephen J Anderson, Yoshikazu Yoshida, and Mitsuo Kawato. Attentional modulation of oscillatory activity in human visual cortex. *NeuroImage*, 20(1) :98–113, September 2003. ISSN 10538119. doi : 10.1016/S1053-8119(03)00341-0. URL `http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1053811903003410`.

Noriko Yamagishi, Naokazu Goda, Daniel E Callan, Stephen J Anderson, and Mitsuo Kawato. Attentional shifts towards an expected visual target alter the level of alpha-band oscillatory activity in the human calcarine cortex. *Brain research. Cognitive brain research*, 25(3) :799–809, December 2005. ISSN 0926-6410. doi : 10.1016/j.cogbrainres.2005.09.006. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16246532`.

Noriko Yamagishi, Daniel E Callan, Stephen J Anderson, and Mitsuo Kawato. Attentional changes in pre-stimulus oscillatory activity within early visual cortex are predictive of human visual performance. *Brain research*, 1197 :115–22, March 2008. ISSN 0006-8993. doi : 10.1016/j.brainres.2007.12.063. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18241846`.

Alfred L Yarbus. *Eye Movements and Vision*. Plenum. New York., 1967.

Yaffa Yeshurun and Marisa Carrasco. Spatial attention improves performance in spatial resolution tasks. *Vision Research*, 39(February 1998) :293–306, 1999.

Manuel Zaepffel, Romain Trachel, Bjørg Elisabeth Kilavik, and Thomas Brochier. Modulations of EEG Beta Power during Planning and Execution of Grasping Movements. *PLoS ONE*, 8(3) :e60060, March 2013. ISSN 1932-6203. doi : 10.1371/journal.pone.0060060. URL `http://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0060060`.

Thorsten O Zander and Christian Kothe. Towards passive brain-computer interfaces : applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general. *Journal of neural engineering*, 8(2) :025005, April 2011. ISSN 1741-2552. doi : 10.1088/1741-2560/8/2/025005. URL `http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21436512`.