



HAL
open science

Méthodes pour l'électroencéphalographie multi-sujet et application aux interfaces cerveau-ordinateur

Louis Korczowski

► **To cite this version:**

Louis Korczowski. Méthodes pour l'électroencéphalographie multi-sujet et application aux interfaces cerveau-ordinateur. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Grenoble Alpes, 2018. Français. NNT : 2018GREAT078 . tel-01961434v4

HAL Id: tel-01961434

<https://hal.science/tel-01961434v4>

Submitted on 8 Jul 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE LA COMMUNAUTÉ UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : SIGNAL IMAGE PAROLE TELECOMS

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

Louis KORCZOWSKI

Thèse dirigée par **Christian JUTTEN**, Professeur, UGA
et codirigée par **Marco CONGEDO (EDISCE)**, habilitation
ponctuelle en 2011, CNRS

préparée au sein du **Laboratoire Grenoble Images Parole Signal
Automatique**

dans l'**École Doctorale Electronique, Electrotechnique,
Automatique, Traitement du Signal (EEATS)**

**Méthodes pour l'électroencéphalographie
multi-sujet et application aux interfaces
cerveau-ordinateur.**

**Methods for multi-subject
electroencephalography and application to
brain-computer interfaces.**

Thèse soutenue publiquement le **17 octobre 2018**,
devant le jury composé de :

Monsieur CHRISTIAN JUTTEN

PROFESSEUR, UNIVERSITE GRENOBLE ALPES, Directeur de thèse

Monsieur MARCO CONGEDO

CHARGE DE RECHERCHE, CNRS DELEGATION ALPES, Co-directeur
de thèse

Monsieur LAURENT BOUGRAIN

MAITRE DE CONFERENCES, UNIVERSITE DE LORRAINE,
Examineur

Monsieur ERIC MOREAU

PROFESSEUR, UNIVERSITE DE TOULON ET DU VAR, Président

Monsieur FRANÇOIS CABESTAING

PROFESSEUR, UNIVERSITE DE LILLE, Rapporteur

Monsieur YANNICK BERTHOUMIEU

PROFESSEUR, INSTITUT POLYTECHNIQUE BORDEAUX, Rapporteur

GRENOBLE ALPES UNIVERSITY
DOCTORAL SCHOOL EEATS
Electronic, Electrotechnic, Automatic & Signal Processing

T H E S I S

for the grade of

Philosophiæ Doctor (PhD)

of Univ. Grenoble Alpes

Speciality : SIGNAL, IMAGE, SPEECH, TELECOMS

Presented and defended by

Louis KORCZOWSKI

Methods for Multi-Subject Electroencephalography and application to Brain-Computer Interfaces

Thesis supervised by

Christian JUTTEN and Marco CONGEDO

prepared at Grenoble Image Signal Parole Automatique
laboratory (GIPSA-lab)

defended October 17, 2018

Jury :

<i>President :</i>	Eric MOREAU	-	Université de Toulon, SeaTech
<i>Reviewers :</i>	François CABESTAING	-	Université de Lille, CRISAL
	Yannick BERTHOUMIEU	-	IPB/ENSEIRB-Matmeca, IMS
<i>Examinator :</i>	Laurent BOUGRAIN	-	Université de Lorraine, LORIA
<i>Supervisors :</i>	Christian JUTTEN	-	Univ. Grenoble Alpes, GIPSA-lab
	Marco CONGEDO	-	CNRS, GIPSA-lab

Table des matières

Avant-Propos	1
1 Hyperscanning	3
1.1 Le cerveau : une machine sociale prédictive	3
1.2 Des cerveaux qui observent et se synchronisent	6
1.3 Des cerveaux qui interagissent et se synchronisent	9
1.4 Différentier les dynamiques inter-personnelles	12
1.5 Le cas des BCI multi-utilisateurs	19
1.6 Conclusion	23
2 Méthodes	25
2.1 Problématiques expérimentales	25
2.2 Genèse des signaux EEG	32
2.3 Classification d'EEG	36
2.4 La séparation aveugle de sources	47
2.5 Conclusion	51
3 Protocoles Expérimentaux : Brain Invaders 2	53
3.1 Brain Invaders 2	54
3.2 Protocole I : Solo versus Collaboration	63
3.3 Protocole II : coopération versus compétition	68
3.4 Conclusion	73
4 Méthodes de Classification BCI Multi-utilisateur	75
4.1 Problématiques	76
4.2 Classification d'ERP par géométrie riemannienne	82
4.3 Contribution I : Extension de la classification RG en collaboration	83
4.4 Contribution II : Implémentation de classification adaptative RG multi-sujets	86

4.5	Discussions et perspectives	89
4.6	Conclusion	90
5	Extraction de Sources EEG composites	93
5.1	Modèles classiques de séparation de sources	94
5.2	Diagonalisations conjointes approchées : Linéaire, Bilinéaire et Composite .	97
5.3	Résoudre le problème de diagonalisation conjointe approchée	100
5.4	Validation par simulations numériques	102
5.5	Conclusion	108
6	Résultats	109
6.1	Extractions de sources EEG par CAJD	109
6.2	Classification Adaptative Multi-Utilisateurs	124
	Conclusion	135
	Bibliographie	138
A	Classification Riemanienne	159
A.1	Matrice de covariance	159
A.2	Métrique	160
A.3	Propriétés	161
B	Estimateurs et critères	163
B.1	Erreur Quadratique Moyenne	163
B.2	Courbe ROC	163
C	Materiels et implémentations	165
C.1	Matériel EEG	165
C.2	Environnement logiciel	167
D	Cadre expérimental et questionnaires	177
D.1	Protocole 1 : Solo / collaboration	178

D.2	Protocole 2 : Coopération / Compétition	191
E	Données récoltées	197
E.1	Classification	197
E.2	Comparaison classifieurs collaboratifs	197
E.3	Résultats Questionnaires	202

Remerciements

Avant un grand changement, il y a souvent un doute. Alors que je finissais mon stage de fin d'études et qu'une proposition alléchante d'aller travailler dans une start-up (qui semble plutôt bien réussir depuis) m'avait été faite, je ne m'étais jamais posé la question de savoir si je voulais faire un doctorat. C'était avant de rencontrer Christian Jutten et Marco Congedo et de vivre les quinze jours bouleversants qui ont suivi. Cette quinzaine, je l'ai vécu d'un sommeil léger et de lourdes journées, d'un coin projetant mon identité dans une start-up (dans un pays qui deviendra bientôt "*start-up nation*"), d'un coin imaginant mon identité de chercheur. Puis je me souviens du moment où j'ai enfin sauté le pas, quel moment d'excitation ! Quelques années plus tard, après avoir travaillé avec des esprits brillants, avoir entretenu des conversations formidablement intéressantes, et avoir pu m'intégrer dans une communauté scientifique dynamique et bienveillante, j'observe cela avec joie. La tâche était certainement malaisée, tant au départ qu'à la fin mais ce parcours ne méritait pas moins. L'excitation s'est même accrue avec l'expérience, et je souhaite à tout ceux qui doutent de choisir consciemment en embrassant le doute. Notre liberté mérite cet exercice, et il faut apprécier ces moments de troubles pour réellement établir qui nous sommes. Ainsi, mon doute était le signal de l'exercice de mon libre arbitre. Mieux vaut donc saisir ce tumulte et craindre nos sereines certitudes. C'est la leçon que j'ai retenue de cette thèse : la liberté et la conscience sont inséparables.

Mon premier remerciement vient à Laurent Bougrain, sans qui je n'aurais probablement jamais connu la communauté des interfaces cerveau-ordinateur (BCI) et je n'aurais pu profiter du sous-sol du LORIA presque tous les soirs de mes derniers mois d'étude. Laurent m'a fait ce grand plaisir d'être membre du jury, merci encore.

Je remercie mes rapporteurs Yannick Berthoumieu et François Cabestaing qui m'ont apporté des commentaires enrichissants. Merci pour leur temps, et leur minutie qui a permis le partage de ce manuscrit corrigé de nombreuses "coquilles" (certaines de la taille d'un tridacne).

Un grand merci à Eric Moreau qui m'a fait l'honneur d'être le président du jury. Je me souviens encore de sa question fort pertinente, qui me hante encore aujourd'hui : "*Est-ce que cela marche ?*"¹ .

Et cela me mène inévitablement aux remerciements d'Alexandre Barachant qui a énormément œuvré pour la communauté BCI et qui m'a personnellement beaucoup aidé. Même le lecteur le plus distrait réalisera qu'une grande partie des travaux présentés ici auraient été impossibles sans ses réflexions et ses développements. Alexandre a justement proposé un cadre de comparaisons standardisées pour les BCI, *Mother of All BCI Benchmarks* (MOABB), qui, juste pour son titre anthologique, mérite sa place dans ces remerciements !

Je remercie chaleureusement la communauté BCI française et internationale, chercheurs, ingénieurs, doctorants, étudiants que j'ai rencontré dans ce voyage. Ils m'ont apporté de la fraîcheur et de la hauteur quand j'en avais besoin, grâce à de simples mais non

1. Sans décrire totalement le contexte (cela n'a pas tellement sa place ici), je remarque, toujours avec curiosité, que l'absence d'approche standardisée pour évaluer notre recherche en EEG est chronophage et contre-productive.

moins brillantes conversations. Tomek R., Mahnaz A., Vinay J., Yannick R., Matthias H., David O., Quentin B., Fabien L., Jussi L., Raphaëlle R., Sébastien R., Camille J., Yann R., Tim M., Shawn H., Rafal C., Sylvain C., Tim M., Kevin V., Marion LB et tout ceux que j'oublie maintenant (honte sur moi !) : merci ! Un extra up pour Léa P., Hakim S-M, et Matthias W. et pour avoir montré ce qu'on pouvait faire avec 430 cv sur des routes de Californie. Que de joie de vous revoir en conférence à chaque fois.

Merci à mes directeurs de thèse. J'apprécie la chance que j'ai eu d'avoir un encadrement de cette qualité. Christian, merci pour sa patience et sa bienveillance. Marco, merci d'avoir cru en moi et de m'avoir soutenu jusqu'au bout.

Un merci à la team gipsa : Aux vieux ! Emmanuelle, Christophe, Hélène, Antoine pour la bricola et les bonnes discussions avant et après les patates vapeurs (ou pas). Aux moins vieux ! Saloua, Kevin, Camille, Jeanne, Marion, Marc, Pierre, Ekaterina, Miguel, et tout ceux que j'oublie lâchement. A Pedro pour propager la Riemannian-positive attitude et qui est un très bon prof de python version BAC+8. Michael pour ces fous rires où il suffit parfois d'un slibard ou d'un mouton. Bien qu'il cherche toujours "*Lùì*" alors que j'étais juste là, ce fut un plaisir de bosser avec toi. Jérémy, avec qui j'ai commencé ma thèse et qui fut un ami sans faille tout du long même alors qu'il partait pour la Belgique puis pour la Bretagne. A Martine, avec qui j'ai passé les moments décisifs de ma seconde année à faire des dizaines de sessions d'enregistrement la journée et profitant des terrasses du Rabot le soir. A Florent que j'ai rencontré durant son PFE et qui finit juste une thèse brillante qui fut un collègue inspiré et un ami cher.

Au Rabot : Pipo, Eymeric, Cassy, Claire W., Nora, Nico, Bruno, Priss, Julien, Simon, Tim, Claire G., Zoggy, et tous ceux qui ont apprécié les soirées jeux, la Kfet, et la salle de bain partagée. A la PEC (ne pas confondre avec l'Apec, c'est gênant !) et affiliés : Clochette, Clem, Nico H., Gab, Alex, Quentin, Loic K., Cinder, Lo, Nico D., Audrey, PE, Sanction, et Polmi. Merci Manon et Flo.

A ma famille. A ma sœur qui crée la joie chaque jour avec le métal. A ma nièce qui crée la joie avec un sourire chaque jour et qui fera bien plus demain.

A mes parents. A ces deux artistes peintres, qui me demandaient régulièrement avec un ton très fier quel était l'objet de mes travaux, et je m'amusais à formuler quelque chose de différent à chaque fois pour leur compliquer la vie. Ils m'ont apporté le contexte social pour arriver jusqu'ici. Ils m'ont appris la curiosité qu'ils distillent chaque jour avec leur imagination. Ils ont nourri en moi l'amour et la passion du travail intellectuel, et par extension avec le culte de la pensée abstraite. Merci.

A ma femme. Il faudrait lui réciter !

Je t'ai réservé jusqu'au bout cette prose.
Tu étais là, quand je revenais le soir
Après un jour couvert d'un voile morose.
Aussi quand je ne parlais pas, laissant choir
Ce qui est bon et fardant cette névrose.

Tu as porté le fardeau, sans hésiter.

Tu es parfois Générale en campagne
Face à qui fuyait le front loin du baigne.
Ce sont tes petites épaules bien bâties
Qui portent humblement un monde grandi ;
Par tes efforts : un nouveau née accouché
et un autre indirectement imprimé.

Je te rends grâce avec sincérité.

Merci.

A mon futur enfant.

Il est l'expression de ma responsabilité, de *notre* responsabilité pour laquelle il tarde d'agir. Qu'arrive-t-il au seul écosystème connu pouvant abriter la vie humaine ? Il se transforme par nos mains. Il mue pour laisser place à un futur plus hostile où notre existence en tant qu'espèce n'est plus garantie. La doxa murmure "Peu importe la forme de notre existence si elle a un prix!", je ne suis pas d'accord. Pendant que certains se libèrent la conscience en triant ses déchets ou en urinant sous la douche, la responsabilité se dissout dans l'individualisme comme si une crise de cette amplitude pouvait simplement être corrigée comme une mauvaise habitude. Nous sommes empoisonnés par les démons du siècle passé et toute action systémique semble être mutilée par des symboles de foi, souvent détournés, comme la "croissance", "la dette", "la liberté individuelle" qui sert la religion de masse que représente le capitalisme financier. Pour le cas particulier de notre existence (et à l'opposé des travaux de ce manuscrit), la question n'est pas "*Est-ce que cela marche ?*" mais "*Vers où est-ce que cela marche ?*". Pour nos enfants, n'est-il pas de notre devoir de rentrer collectivement en insurrection contre ce futur ?

Après ces remerciements et ces diverses digressions (malheureusement loin d'être terminées). Je remercie le lecteur lui souhaitant une très bonne lecture.

Ce projet n'aurait pas pu se faire sans le soutien financier du conseil européen de la recherche et s'est déroulé dans le cadre projet CHESSE² et des différents

2. ERC Advanced Grant CHESSE 2012-ERC-AdG-320684 (Challenges in Extraction and Separation of Sources)

Avant-Propos

Avant-Propos

Plusieurs décennies après l'invention de l'ordinateur et l'avènement de ce que l'on nomme aujourd'hui l'ère de l'information, l'espèce humaine possède désormais un accès à un nouveau continent numérique. Au delà des grandes entreprises et nations qui fabriquent le substrat de ce continent, l'être humain à son échelle individuelle est un architecte qui contribue à son extension et son entretien. Parmi les innombrables opportunités qui sont offertes aux habitants de ce continent, se situe la capacité de communiquer de façon quasi-instantanée. "Quasi-" car l'homme possède, entre son cerveau et son ordinateur, une interface sous-optimale pour la communication numérique qu'est son corps. Inévitablement, la pensée est échantillonnée au travers d'un clavier, d'une souris, d'une webcam, d'un micro-phon, d'un écran tactile, etc.. En perspective de la cognition, le monde numérique n'apporte donc que peu d'innovation et reproduit les mécanismes que les précédents médias tels que la presse, la radio, le cinéma, etc. avaient introduits auparavant en réduisant leur latence.

L'humain est un animal social, la création du continent internet est une représentation singulière de ce trait, chacun indépendamment y est poussé par sa volonté d'échanger, de savoir, d'enseigner, d'acheter, de vendre, d'offrir, d'obtenir, de partager, etc. avec cet idéal implicite que le numérique apporte un avantage comparatif significatif par rapport au monde analogique.

Pourtant l'humain est loin d'avoir réussi à reproduire la fonction sociale des organes qu'il utilise lors de la communication analogique dans ce continent numérique. La voix est distordue, l'intonation saturée, la gestuelle tronquée, la synchronisation labiale perdue, le déplacement dans l'espace limité voire inexistant : l'homme social numérique est une fraction de l'homme social analogique. Bien qu'on puisse considérer que ces limitations ne sont que temporaires et que la technique permettra un jour de produire des avatars numériques dotés des mêmes organes, il est force d'admettre que le continent n'apporte pas la révolution cognitive à l'échelle de l'invention du langage parlé, du langage écrit, de la danse, des arts plastiques, ou même du niveau des cris et des pleurs (on admettra la tentative des émoticônes).

Les interfaces cerveau-ordinateur visent à court-circuiter cet intermédiaire à faible bande passante afin de transcrire directement l'activité cérébrale en commande numérique. En pratique, ces interfaces sont encore loin, très loin d'atteindre la fiabilité et la bande passante des interfaces physiques traditionnelles. Cependant, la promesse de commander "par la pensée" est à la fois tentante, effrayante, et stimulante.

Qu'est-ce qu'un humain social dont l'ensemble des organes de communication ont été remplacés par une interface neurale ? La question est abyssale et nous n'avons pas la prétention d'apporter une réponse dans ce manuscrit. En effet, cette question ne peut plus être posée en terme de paroles ou de geste car ce sont des outils de l'interface physique de l'humain, pas du cerveau. Nous pouvons cependant reposer le problème par les interroga-

tions suivantes : Qu'est ce que l'interaction sociale pour le cerveau ? Qu'elle est sa base physiologique qui commande notre interface physique pour communiquer ?

Nos problématiques et plan

Les humains communiquent et interagissent entre eux et avec les autres animaux sociaux. Cela se traduit par des manifestations perceptibles telles que la parole grâce à l'audition, les gestes grâce à la vue, éventuellement avec les interactions tactiles et, plus rarement chez l'humain, les odeurs. Pour l'émetteur comme pour le récepteur, tout est contrôlé par le cerveau. Ainsi, chaque interaction est associée à une activité cérébrale caractéristique qui comprend l'émission et la réception des messages, leurs interprétations ainsi que la planification des messages et situations futures.

Pour comprendre comment est traitée l'information dans le cerveau, plusieurs questions sont alors pertinentes : Peut-on distinguer, dans l'activité cérébrale mesurée par électroencéphalographie, des activités spécifiques liées à l'interaction sociale ? Si oui, il y a-t-il des différences entre une interaction empathique et une interaction conflictuelle ? Entre une situation de coopération et une situation de compétition ?

Ces questions sont l'objet notamment de l'hyperscanning, l'étude de l'activité cérébrale de plusieurs individus enregistrée de manière simultanée et représente le cadre général de ce manuscrit. Pour cela, nous étudions la situation expérimentale nécessaire afin de produire différentes situations d'interactions sociales, en particulier autour de la coopération et de la compétition. Ce cadre nous amène à proposer un jeu vidéo multi-joueur contrôlé par interface cerveau-ordinateur.

Ce manuscrit est décomposé en trois parties :

- Une première partie de contexte dans les chapitres 1 et 2. Nous verrons dans le premier une partie de la littérature en hyperscanning et nous ferons le lien avec les interfaces cerveau-ordinateur multi-utilisateurs. Nous verrons dans le second l'état de l'art des méthodes d'analyse expérimentales, de classification et de séparation de sources qui seront la base des contributions.
- Une seconde partie de contributions de trois chapitres. Le chapitre 3 décrit l'interface cerveau-ordinateur multi-utilisateur développée. Le chapitre 4 décrit différentes approches possibles pour la classification de plusieurs cerveaux en simultanée en utilisant la géométrie riemannienne. Le chapitre 5 propose l'utilisation d'un modèle de séparation composite permettant l'extraction simultanée de sources EEG physiologiquement plausibles qui ont des structures différentes (certaines sont linéaires, d'autres sont bilinéaires).
- Une dernière partie de résultats dans le chapitre 6. La nouvelle méthode de séparation de sources sera comparée aux méthodes classiques sur les données EEG. Puis, nous présenterons les résultats de classification pour les différents protocoles expérimentaux et nous comparerons les différentes approches proposées sur les données obtenues durant les expériences.

Hyperscanning

Sommaire

1.1	Le cerveau : une machine sociale prédictive	3
1.2	Des cerveaux qui observent et se synchronisent	6
1.2.1	Synchronie sensorielle et couplage exogène	7
1.2.2	Vers un cadre prenant en compte les interactions	9
1.3	Des cerveaux qui interagissent et se synchronisent	9
1.3.1	Marqueurs de l'interaction sociale et couplage endogène	9
1.3.2	Relations entre synchronies exogènes et endogènes	12
1.4	Différentier les dynamiques inter-personnelles	12
1.4.1	Capturer la dynamique inter-cérébrale	13
1.4.2	Couplages et type d'interaction sociale	15
1.4.3	Estimer la synchronie	18
1.5	Le cas des BCI multi-utilisateurs	19
1.5.1	Paradigmes BCI et synchronisation exogène	19
1.5.2	Passage au multi-utilisateur	20
1.5.3	Problématiques	22
1.6	Conclusion	23

Dans ce chapitre, nous contextualiserons les études en *hyperscanning* et leurs problématiques. Nous proposerons de nouvelles définitions spécifiques afin de séparer deux mécanismes de synchronie cérébrale inter-individu, les mécanismes *endogènes* et les mécanismes *exogènes*. Nous articulerons ces mécanismes autour des solutions que nous étudierons dans ces travaux : une solution expérimentale basée sur les interfaces cerveaux-ordinateur multi-utilisateurs et une solution d'analyse basée sur la séparation de sources.

1.1 Le cerveau : une machine sociale prédictive

Le cerveau est souvent comparé à une formidable machine à prédire [63] qui, fière de ses 10^{11} neurones et plus de 10^8 mètres d'axone chez un humain adulte [60], [120], n'a pas seulement l'un des plus gros rapport de masse corporelle des animaux terrestres (à l'exception de certains petits oiseaux) mais possède aussi l'une des structures fonctionnelles les plus optimisées [120], [214]. C'est l'outil des espèces animales pour anticiper un monde en mouvement [162]. Le cerveau permet de prédire à de nombreuses échelles de temps : de la dizaine de millisecondes pour éviter une chute de notre corps en déplacement, à la seconde afin d'estimer la trajectoire d'un objet en mouvement, au mois pour prévoir les

périodes de disette, et jusqu'à des années pour planifier des actions au long terme [63]. De plus, nous sommes "câblés" pour optimiser ce pouvoir prédictif [34], [217], [230] et notre cerveau minimise constamment l'écart entre sa prédiction et l'observation en adaptant ses *modèles internes* sous la forme d'une boucle *action-perception* (voir Figure 1.1).

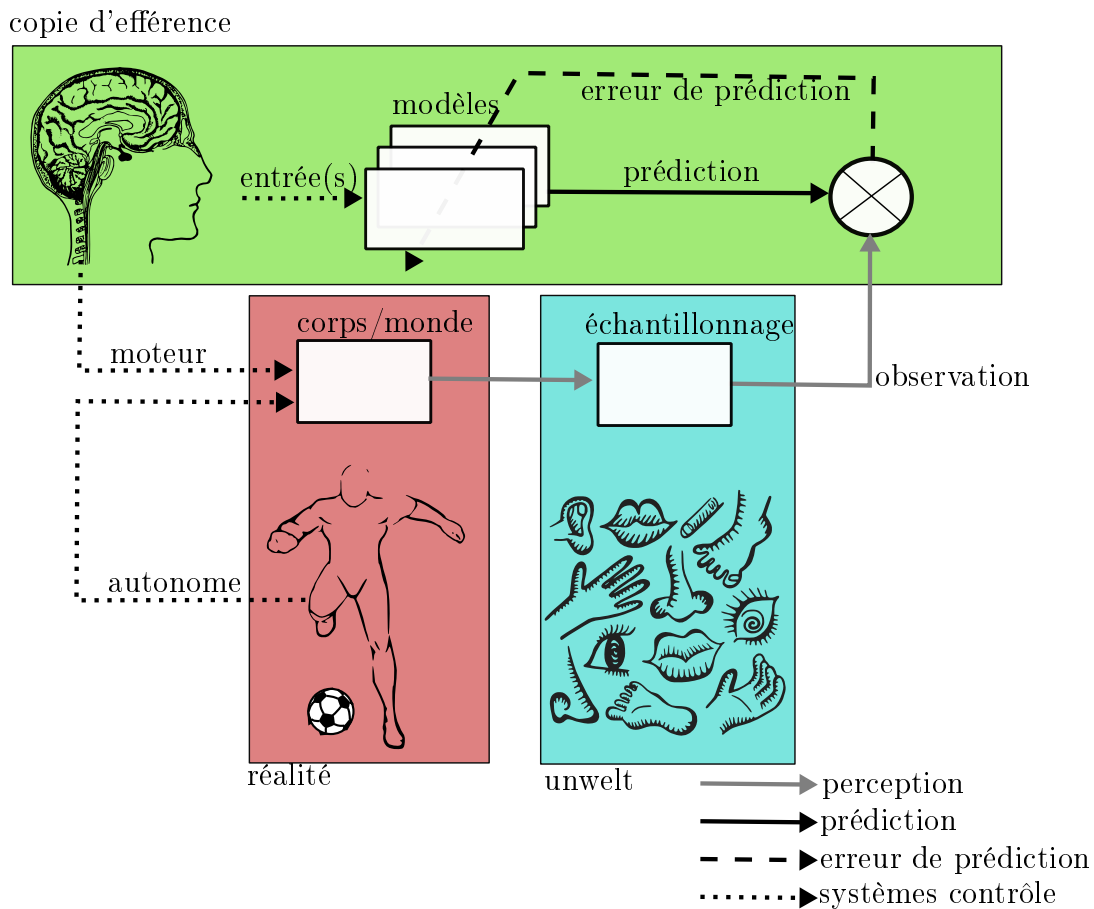


FIGURE 1.1 – Boucle d'action-perception mise en perspective de la copie d'efférence [10]. Les modèles internes sont adaptés afin de minimiser l'écart entre la prédiction (subordonnée à l'action) et l'observation (subordonnée à la perception de son monde propre *umwelt* [149]). Synthèse et adaptation des travaux [39], [63], [218].

En tant qu'espèce sociale, l'humain existe grâce à ses interactions avec les autres [112] ; nous suivons les autres et empathisons avec eux. Ce pouvoir prédictif inclut donc les possibles réactions de nos pairs sur le court terme (e.g. pour maintenir une conversation, répondre à une question, convenir à l'étiquette) [99], [196], [255] et sur le long terme afin d'établir des liens longitudinaux comme l'amour, l'amitié ou encore la rivalité. Les *modèles internes*, qui incluent les lois du monde observables, comprennent aussi les *interactions sociales* afin de prédire les comportements en fonction de nos actions sociales (Figure 1.1) [45]. Nous sommes donc un double observateur : nous sommes observateur de l'action de nos interlocuteurs [215] mais aussi, de façon auto-perceptive, observateurs de nos propres actions [32] (Figure 1.2). Ainsi, ces modèles internes sont au centre d'un processus dynamique d'action-perception, nommé copie d'efférence (Figure 1.1). Cette copie d'efférence nous permet de communiquer, éduquer, transmettre des souvenirs ou idées avec relativement peu de quantité d'information explicitement transmise [111]. Des agents en interaction dynamique essayeront d'inférer leur modèle interne sur celui de l'état caché de l'autre afin de pouvoir prédire ses intentions [86]. Le modèle prédictif n'est donc pas

seulement utile pour interagir avec l'univers mais aussi pour augmenter le taux d'information transféré lors des interactions sociales, le cerveau n'est pas seulement une machine prédictive d'un environnement physique, c'est une *machine sociale prédictive* [45].

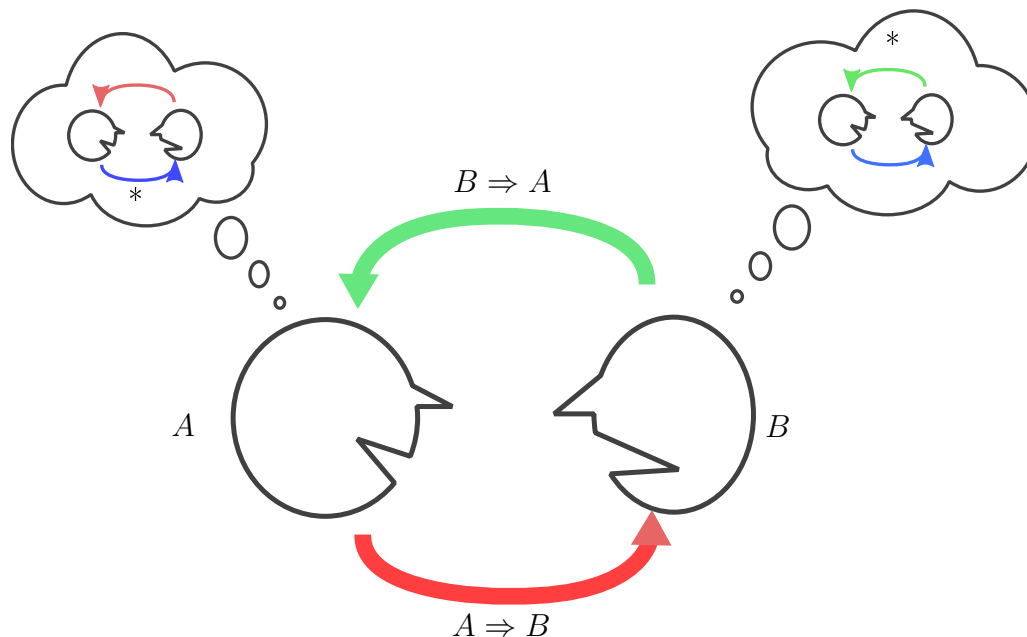


FIGURE 1.2 – Boucle d'action-perception mise en perspective de l'interaction sociale de deux agents. Chaque individu possède un modèle interne lui permettant d'interagir avec son interlocuteur (ici schématisé par la bulle). L'action produite d'un agent (e.g. $A \Rightarrow B$) est une perception pour l'autre agent [99], [215]. Ce qui est observable de l'interaction dans l'univers est échantillonné par les agents (acteur ou observateur) : il y a donc un décalage entre l'interaction "réelle" de A et B , ici en couleur rouge et verte, et les copies d'efférence des agents respectifs (bleu et rouge pour l'agent A et bleu et verte pour l'agent B). De même ce décalage concerne aussi sa propre personne (signifié par "*" dans la figure) au travers du processus d'*auto-perception* [32].

Jusqu'au début des années 2000, la majorité des études en neurosciences étudiait l'humain en isolation où l'environnement était contrôlé afin de limiter les facteurs de confusion. Dans ces études d'isolat, l'hypothèse centrale est qu'un cerveau possède un état stable et qu'il n'en sortira que mis en présence d'un évènement dont les paramètres seront contrôlés par l'expérience [112]. Ainsi le contraste entre l'état stable et la condition expérimentale permettrait de déterminer l'activité caractéristique qui serait généralisable à d'autres individus. Cependant l'interaction sociale est une boucle d'action-perception dynamique dont il est difficile voire impossible de contrôler l'ensemble des paramètres, eux-mêmes parfois méconnus [157] ou inaccessibles tels que le modèle interne ou l'auto-perception (Figure 1.2). L'interaction sociale peut donc être schématisée comme un système d'états non-stationnaires (dynamiques) dont certaines variables sont observables (communication verbale et non-verbale) et d'autres sont subjectives (auto-perception et modèles internes). Pendant longtemps, seules les sciences sociales telle que la *psychologie sociale* [228] et la *sociologie* [62] donnaient les outils pour observer et modéliser ce système d'interactions entre individus [98]. Avec l'avènement des *neurosciences sociales* **adolphs_cognitive_2003** il fut possible d'inclure, en plus des outils habituels pour étudier les interactions, des mesures physiologiques de plusieurs cerveaux. Ces plusieurs cerveaux représentent une

entité d'analyse nommée *hypercerveau*¹ et son étude se nomme *hyperscanning* lorsqu'elle est menée en *neuroimagerie*. Ainsi les bases neurophysiologiques des interactions sociales peuvent être analysées pour chacun des cerveaux indépendamment (approche neurosciences classique) mais également au niveau des relations qui existent entre les individus (approche hyperscanning) [175]. Les paradigmes expérimentaux et les outils d'analyses qui étaient jusque là utilisés en imagerie d'un cerveau seul ont donc besoin d'être étendus pour exploiter totalement l'information contenue dans cet hypercerveau [14]. Une telle extension sera l'objet de cette thèse.

L'hyperscanning regroupe les méthodes (expérimentales et outils d'analyse) visant à observer les bases neurophysiologiques de l'interaction sociale. Nous employons la définition suivante pour l'hyperscanning :

« L'*hyperscanning* est l'étude par neuroimagerie de l'activité de plusieurs cerveaux, i.e. *hypercerveau*, en situation d'interaction sociale. »

Il est possible de prendre une approche réductionniste afin de décomposer la boucle d'action-perception du système d'interactions sociales en deux termes : (a) un terme lié à la perception de l'environnement, l'autre et de soi-même (auto-perception) que nous regrouperons sous la dénomination de *mécanisme exogène*, et (b) un second terme lié à la mentalisation de l'interaction et les modèles internes que nous regrouperons sous la dénomination de *mécanisme endogène*. Ce sont de nouvelles dénominations en hyperscanning et dans ce chapitre nous allons illustrer ces termes *exogènes* (section 1.2.1) et *endogènes* (section 1.3.1) en nous appuyant sur la littérature existante. Nous verrons qu'il existe des problématiques limitantes quant à la discrimination de ces deux composantes (section 1.3.2) même si elles ne sont parfois pas explicitées dans les études existantes. Ces travaux visent d'autre part à faire le lien avec un autre paradigme, les *interfaces cerveau-ordinateur* qui sont progressivement étendues pour intégrer les interactions sociales (section 1.5.2). Nous verrons dans ce chapitre que les passerelles existantes entre ces deux paradigmes nous permettent de résoudre certaines problématiques liées aux protocoles et à l'analyse des expériences en *hyperscanning* et notamment pour concevoir des expériences en hyperscanning permettant de discriminer les termes exogènes et endogènes de l'interaction.

1.2 Des cerveaux qui observent et se synchronisent

Dès la fin du XIX^{ème} siècle des auteurs tels que Brodmann ont observé que les individus partageaient non seulement une même anatomie mais aussi une même physiologie cérébrale délimitée en zones correspondant à une cytoarchitecture commune largement partagée par l'héritage de l'espèce. Ainsi, les cartes fonctionnelles du cerveau établies il y a plus d'un siècle sont encore utilisées aujourd'hui [258]. Cette machine sociale prédictive possédant donc une organisation commune, le cerveau répond de manière stéréotypée à des stimuli. Par exemple les mêmes zones *sensorielles* d'un sujet à l'autre s'activeront lorsqu'ils se verront présenter le même objet.

1. hyperbrain en anglais

1.2.1 Synchronie sensorielle et couplage exogène

Hasson montra qu'il était possible d'observer un *couplage cérébral* entre deux individus isolés l'un de l'autre lorsqu'ils sont observateurs de la même scène. Environ 24% des activités des aires corticales étaient inter-corrélées lors du visionnage du film *Le Bon, la Brute et le Truand* de Sergio Leone (1966) [117] (Figure 1.3 C). Ce couplage était observable dans les aires sensorimotrices ce qui correspond à un traitement de bas-niveau des scènes naturelles similaires mais aussi dans les aires de haut-niveau (Figure 1.3A). L'analyse du couplage inter-cérébral permet de retrouver des connaissances anatomiques déjà observées par des moyens d'analyse intra-cérébral, mettant en exergue l'activation du gyrus fusiforme pour le traitement des visages (voir Figure 1.3B) ou encore celui du sillon postcentral lors des scènes avec un usage de la main rappelant l'effet des neurones miroirs². L'observation du couplage inter-cérébral dans les aires de traitement de haut niveau laisse entendre qu'il est possible de quantifier ce caractère partagé notamment pour le traitement subjectif et donc savoir "combien" partagent deux individus. Plus récemment, il a été démontré que des individus partageant la même *culture*³ présentent un couplage plus fort que deux individus ne la partageant pas **yeshurun_same_2017**, [57]. Ce couplage peut alors être manipulé, par exemple en donnant différentes versions d'une histoire **yeshurun_same_2017**, [252], ou lorsque des individus se rappellent différemment d'une scène partagée [57].

Pour l'ensemble des études citées ci-dessus, nous remarquons que le couplage est passif et il est induit exclusivement par les stimuli auxquels les participants sont soumis. Les modèles internes ne sont pas recrutés pour agir mais simplement à titre d'interprétation : les stimuli ne changeront pas quelle que soit la volonté ou l'action de l'individu. Ces expériences peuvent être répétées même si les sujets sont observés indépendamment et elles ne représentent donc pas des études en hyperscanning selon la définition que nous avons proposée en section 1.1. Elles mettent en exergue un couplage et des mécanismes cognitifs que nous qualifions d'*exogènes* :

« Un couplage entre deux agents est dit *exogène* si et seulement si le couplage ne dépend pas des interactions réciproques entre ces deux agents (e.g. stimuli perceptif commun). »

Ce mécanisme de synchronisation *exogène* est donc observable entre deux individus regardant le même film, écoutant la même histoire, etc. peu importe l'heure et la localisation de l'expérience. Il est modulé positivement par les similarités avec les individus (e.g. similarités neurophysiologiques, similarités culturelles, etc.). On oppose à cela aux mécanismes *endogènes* que nous définirons plus précisément dans la section 1.3.1.

Ces mécanismes exogènes sont une pièce maîtresse de la cognition et notamment du

2. Les neurones miroirs ont la particularité d'être activés à la fois lorsque le sujet exécute une tâche ou lorsque le sujet observe la même tâche exécutée chez un autre individu d'où le terme de miroir. La découverte des neurones miroirs est assez récente (premier article en 1996 [211]) et tiendrait du hasard. Les chercheurs observèrent une activité du cortex moteur d'un singe alors que ce dernier était immobile. Après avoir invoqué un dysfonctionnement des appareils, ils se rendirent compte que le singe observait attentivement l'expérimentateur peler une banane. L'activité motrice du singe se calait sur l'activité motrice de l'expérimentateur par la seule observation du mouvement. On peut dire que les activités motrices du singe et de l'expérimentateur étaient couplées par les neurones miroirs et ce couplage est exogène (uniquement dû à la perception).

3. Ici, nous considérons le terme culture au sens large : ce qui est acquis et partagé mais pas inné.

processus d'apprentissage et de transfert de la connaissance. Par exemple, les réseaux de neurones miroirs des aires sensorimotrices d'un observateur lui permettent de reproduire des activités cérébrales proches de celles générées par un acteur pour produire ce mouvement [103]. L'activation de ces aires permet au cerveau d'apprendre par imitation [210]. Ce couplage est un formidable outil pour maximiser l'information transmise entre deux utilisateurs par compression : je n'ai pas besoin de décrire la couleur des murs pour que vous imaginiez parfaitement bien une cellule de prison. Cette base commune (physiologique et culturelle) qui génère une synchronisation exogène permet à notre machine sociale prédictive de se concentrer sur des aspects plus complexes de l'interaction, i.e. gérer l'innovation induite par l'interaction sociale et calibrer les modèles internes de la boucle d'action-perception [116].

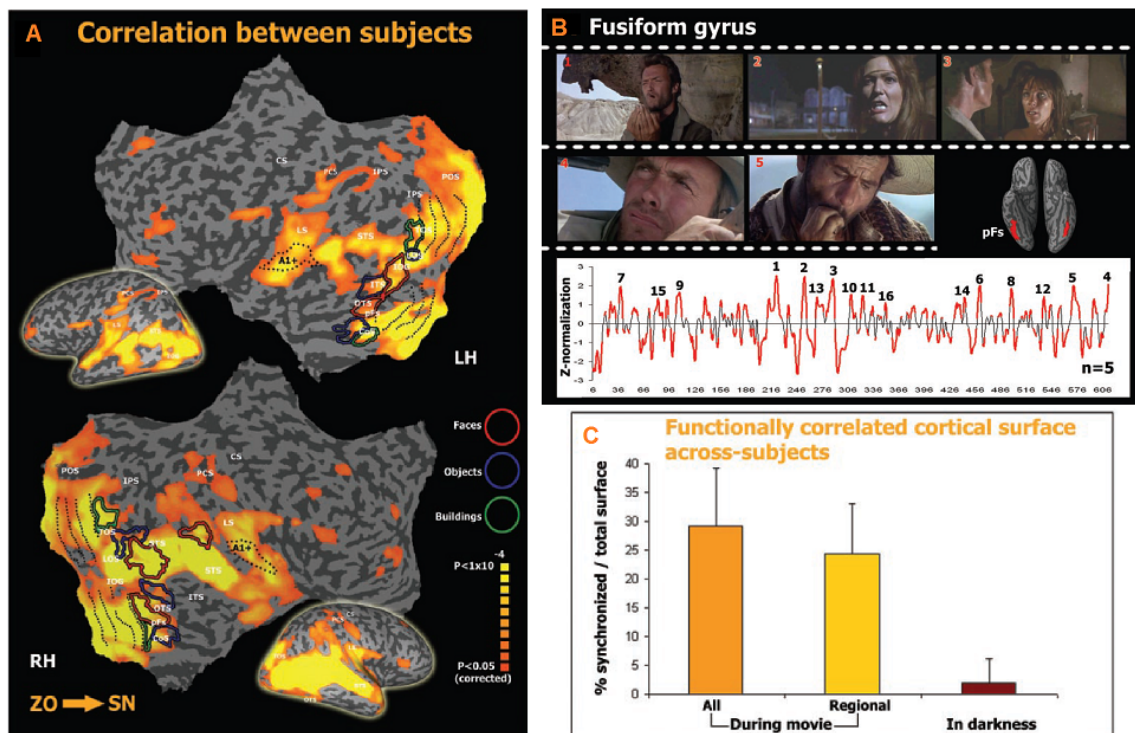


FIGURE 1.3 – Figure adaptée de Hasson, 2004 [117] : Corrélation inter-cérébrale mesurée durant la vision du film *Le Bon, la Brute et le Truand* de Sergio Leone (1966). (A) Corrélation inter-cérébrale Voxel-à-Voxel entre le sujet ZO et le sujet SN. La couleur indique la significativité de la corrélation. Les zones encadrées en rouge, bleu et vert correspondent respectivement aux zones sélectives dont cette inter-corrélation est plus importante lors de la visualisation de scènes présentant respectivement des visages, des objets ou des bâtiments. Les zones du cortex visuel et auditif sont délimitées par des lignes pointillées noires. (B) représente l'inter-corrélation entre les Gyrus fusiformes [zone rouge dans (A)] de deux individus qui est plus importante lorsque la scène présente des visages (significatif pour $n = 5$ sujets). (C) la corrélation inter-cérébrale moyenne pour l'ensemble du film (ALL) ou pour des morceaux sélectifs (Regional) est plus importante que lors de la condition contrôle lorsque les sujets sont dans la pénombre (Darkness)

Le couplage exogène possède des propriétés qui nous informent sur la façon dont les données sont transférées et traitées d'un acteur à un observateur. Les études en synchronie exogène utilisant des données IRMf⁴ permirent de mettre en avant une structure à la

4. Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle, cette méthode de neuroimagerie permet d'obtenir

fois spatiale et fréquentielle de ce couplage [125], [136]. Les mesures de couplages inter-cérébraux basées sur des mesures de synchronisation de phase voxel-par-voxel permettent alors de discriminer ces propriétés spatio-fréquentielles qui n'étaient pas identifiables en analysant séparément les activités cérébrales [115], [248].

1.2.2 Vers un cadre prenant en compte les interactions

En introduisant de l'interaction sociale dans des protocoles à un seul IRMf [207], il est possible d'aller plus loin que l'analyse en isolation [255]. Cette approche, par la présence d'enregistrement de l'activité cérébrale d'un seul des interlocuteurs, permet de discriminer des clusters où l'activité est plus forte durant l'interaction sociale. Ces études offrent la possibilité d'inférer les dynamiques neurophysiologiques avec une partie des variables de l'interaction et notamment celles non-verbales (expressions faciales, gestes, etc.) à condition qu'elles soient explicites et mesurables. Bien que ces études permettent de détecter une partie de l'activité des neurones recrutés par l'interaction sociale, cette approche ne permet pas d'inférer les changements de dynamique neurophysiologique entre les individus contrairement aux études en hyperscanning.

C'est pourquoi, la mesure simultanée des activités cérébrales des personnes engagées dans ces interactions permettent a posteriori de trouver des marqueurs (synchronies inter-cérébrales) liés aux éléments de la scène [117] qui ne sont pas uniquement exogènes.

1.3 Des cerveaux qui interagissent et se synchronisent

Jusqu'ici nous avons vu qu'il est possible d'observer un couplage *exogène* entre individus ayant la même entrée sensorielle et que ce couplage peut être modulé par des facteurs communs. Pour étudier les interactions sociales, on doit considérer l'ensemble de la boucle d'action-perception afin d'y discriminer des phénomènes qui seraient spécifiques à l'interaction sociale : des *marqueurs de l'interaction sociale*. Pour ce faire, nous devons enregistrer l'activité cérébrale de plusieurs individus *simultanément* pour y discriminer un couplage qui ne serait pas seulement exogène mais aussi *endogène*.

1.3.1 Marqueurs de l'interaction sociale et couplage endogène

Bien qu'il soit intéressant de noter que ce ne fut pas la première étude à mesurer simultanément l'activité cérébrale de plusieurs individus⁵, Montague et al. 2002 a été le papier pionnier qui donna le nom "hyperscanning" à la méthode de neuro-imagerie [175]. En utilisant deux IRMf distants, ils démontrent qu'il est possible de mesurer un couplage des activités de deux individus en interaction sociale séquentielle (Figure 1.4). Les deux

une mesure indirecte de l'activité cérébrale en cartographiant la densité d'oxygène présente dans le sang grâce au signal BOLD (*Blood Oxygen Level Dependant*).

5. A titre de curiosité, il est intéressant de savoir que Duane et Behrendt [88] ont été les premiers à proposer un protocole expérimental en hyperscanning à l'aide d'électrodes EEG sous-cutanées. Comme de nombreuses études de l'époque, l'objectif était de vérifier s'il existait un lien entre l'activité cérébrale de paires de jumeaux séparées par deux pièces indépendantes.

individus inter-changeaient de rôle entre émetteur et destinataire dans le cadre d'un jeu de bluff (Figure 1.4 A). L'approche d'analyse était elle aussi novatrice car elle consistait à d'abord identifier les pixels dont l'activité était couplée entre les individus en fonction de leur fréquence (cohérence pixel-à-pixel) pour établir une carte spatiale, puis calculer la corrélation temporelle des activités sur les pixels identifiés durant les différentes phases de l'interaction (Figure 1.4 B).

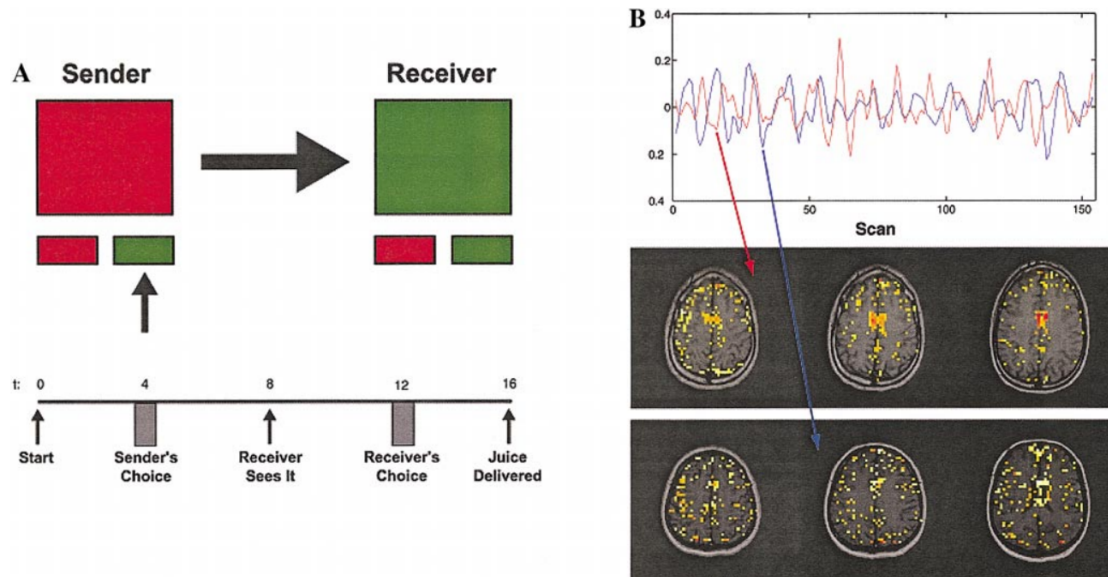


FIGURE 1.4 – Protocole Expérimental de la première expérience hyperscanning [175], c'est un jeu de bluff. (A) Déroulement du protocole : à $t=0s$ l'émetteur voit un carré rouge ou vert. Il choisit ensuite d'envoyer une information sur la couleur au destinataire, cette information peut être exacte ou une tromperie. Le destinataire doit alors deviner la couleur du carré en prenant ou non en compte l'information de l'émetteur. Le destinataire est récompensé par un jus de fruit s'il a bien deviné et dans le cas contraire la récompense revient à l'émetteur. (B) Pour chaque individu, 20 composantes principales sont retenues sur l'ensemble de l'activité cérébrale. Parmi ces dernières, les composantes ayant la plus grande cohérence inter-individu (0.04Hz) sont affichées avec leur réponse temporelle (haut). Les pixels correspondants sont présentés (bas) et illustrent principalement une cohérence temporelle inter-sujets dans le cortex moteur. Bien que cette étude ne montrait pas de différence significative entre les tâches, elle permit de poser la base de l'étude de l'activité cérébrale de plusieurs individus en interaction sociale simultanément et créa ainsi le concept d'hyperscanning.

Sur la base de ces travaux pionniers, de nombreuses études en neuroéconomie utilisent des IRMf distants notamment sur une variante du jeu du dictateur, le Trust Game⁶. L'analyse en hyperscanning permet alors de montrer un réseau intra/inter-cérébral dis-

6. Littéralement Jeu de la Confiance. Le principe du Trust Game proposé par Berg et. al (1995) est de montrer que la confiance est un paramètre quantifiable des échanges entre individus afin de l'utiliser dans les prédictions économiques. Deux individus se voient allouer une somme d'argent initiale. De façon séquentielle, un agent (investisseur) pourra envoyer une partie de cet argent à l'autre agent (dépositaire) qui sera multipliée par trois avant d'être reçue. Selon les théories économiques primitives basées sur l'intérêt personnel et la théorie du jeu, l'investisseur ne devrait pas envoyer d'argent car ce n'est pas dans son propre intérêt. Or cette décision entraînerait un refus du dépositaire de lui-même investir au prochain tour, alors les deux repartiraient avec leur gain initial (ce qu'on appelle *équilibre de Nash*). En pratique l'équilibre de Nash est très rarement atteint et les agents préfèrent nouer une relation de confiance

crimifiant lorsque que le dépositaire avait l'intention de rembourser un investissement ("intention de faire confiance") [139] (voir Figure 1.5). Basé sur ce paradigme, ce rôle (dépositaire ou investisseur) dans ce type de jeu modifie la réponse hémodynamique lors d'une transaction [235] et il a été montré que cette réponse est plus faible chez les patients autistes [61]. Au vu des zones mobilisées dans le réseau inter-cérébral caractéristique de "l'intention de faire confiance" correspondant à des zones engagées dans la décision, on considère alors que cette synchronie est indépendante de l'entrée perceptive et dépend seulement du *paradigme social* (nous décrivons plus en détails ce terme dans la section 2.1.3). Cette synchronie est donc *endogène* avec la proposition de définition suivante :

« Un couplage entre deux agents est dit *endogène* si et seulement si le couplage est induit par l'interaction sociale et est indépendant du contenu perceptif de cette interaction (ce dernier pouvant générer un couplage exogène). »

Autrement dit, les deux individus dans ces expériences économiques étaient synchronisés malgré l'absence de stimuli commun qui auraient généré une synchronisation exogène. On peut confirmer que la synchronisation n'est pas exogène notamment du fait des zones concernées qui ne sont pas sensorielles (condition nécessaire mais pas suffisante) et du fait que cette synchronie n'est pas causale aux stimuli extérieurs (condition nécessaire et suffisante).

En rapportant cela à notre modèle d'action-perception et à la machine sociale prédictive qu'est notre cerveau (Figures 1.1 et 1.2), le mécanisme endogène est lié au modèle interne générant la prédiction. L'étude hyperscanning permet donc de déterminer quels sont leurs liens causaux dans le temps (dynamique intra/inter-cérébrale de l'interaction sociale) et dans l'espace (groupes neuro-fonctionnels mobilisés par l'interaction sociale). Ces liens sont des *marqueurs neurophysiologiques de l'interaction sociale*.

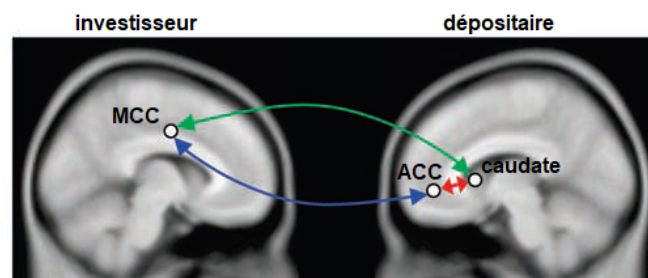


FIGURE 1.5 – Figure adaptée de King-Casas et al. 2005 [139]. Couplage inter-cérébral lorsque que le dépositaire a l'intention de rembourser un transfert venant de l'investisseur. Ce couplage est asymétrique et comprend 3 régions de l'hypercerveau : le gyrus cingulaire central (MCC) de l'investisseur, le gyrus cingulaire antérieur (ACC) du dépositaire et son noyau caudé (caudate). Ce réseau est présenté comme un *marqueur* social de "l'intention de faire confiance".

pour augmenter mutuellement leur gains [33]. Berg essaya de démontrer alors qu'il existait un modèle mathématique pour prédire la confiance à travers une variable de *réputation* des agents. Cette théorie est toujours utilisée mais vivement critiquée car elle permet d'éviter de prendre en compte l'aspect des sciences sociales et de réduire l'économie à l'étude des agents mathématiques. Le concept de *réputation*, même s'il prédit très bien le comportement des agents sur une situation fermée comme le jeu du dictateur, ne permet ni de prédire les intentions irrationnelles des agents, ni les conjectures sociales extérieures [108], [140]. Cette critique de l'indice de réputation a trouvé un nouvel élan après la crise des *subprimes* de 2008 qui s'est rapidement propagée grâce aux actifs toxiques dont la confiance avait été sur-évaluée.

1.3.2 Relations entre synchronies exogènes et endogènes

L'étude des agents économiques fut donc l'une des premières applications de l'hyperscanning, mais rapidement la pratique s'étendit à d'autres domaines de l'interaction sociale et notamment aux méthodes de communication verbale et non-verbale. Par exemple, les études en NIRS⁷ ont permis de mettre en avant des régions cerveau-à-cerveau intercorrélées durant la communication face-à-face par rapport à une condition contrôle où les sujets communiquaient avec un agent machine (régions centro-temporales) [137]. Ces auteurs ont montré que cette synchronisation inter-cérébrale augmentait au fil de l'expérience et qu'elle était modulée positivement par le degré de proximité entre les deux agents (la voix machine générant une moins grande synchronie dans le lobe temporal que celle de la voix du partenaire humain). Or, il est intéressant d'observer que selon le modèle proposé dans ces travaux, la synchronisation du lobe temporal est probablement d'origine exogène, les entrées perceptives étant les mêmes pour les agents. On dit alors que le mécanisme exogène est modulé par un mécanisme endogène dû à l'interaction sociale (ici le facteur étant la "proximité").

Si on se réfère à notre modèle d'action-perception, on peut alors faire l'hypothèse que nous observons une synchronisation *exogène* modulée par un mécanisme *endogène* non défini et dont l'expérience est aveugle. Ainsi, contrairement aux études où l'activité d'un seul cerveau est mesuré, on peut observer des phénomènes *exogènes* et/ou *endogènes* par un plus grand nombre d'indices, notamment, par l'exploitation du couplage inter-cérébral.

Bien que ces définitions soient précises et mutuellement exclusives, la plupart des études publiées dans le domaine de l'hyperscanning ne font pas de distinction claire entre synchronisation endogène et exogène. Pourtant en nous référant au modèle d'action-perception, proposé dans cette thèse, basé sur la théorie de machine sociale prédictive, ces synchronisations correspondent à des mécanismes cognitifs distincts même s'ils ne sont pas forcément indépendants. Cette problématique s'explique parce que les protocoles expérimentaux ne permettent pas de faire cette séparation (confusion entre stimuli et paradigme expérimentaux). Cela s'explique aussi par les mesures de synchronisation qui ne font pas la distinction entre ces différents mécanismes, cela nécessitant de la part de l'expérimentateur une interprétation éclairée notamment en analysant les zones cérébrales en interaction. Nous argumentons donc qu'il est fondamental d'employer des protocoles expérimentaux et méthodes d'analyse qui permettent de dissocier la contribution exogène de l'endogène dans les phénomènes de couplage.

1.4 Différentier les dynamiques inter-personnelles

Dans cette section, nous allons discuter des outils de la littérature qui permettent de discriminer les différentes dynamiques de l'interaction sociale. Pour cela nous verrons certaines différences attendues dans la mesure des signaux neurophysiologiques en fonction du type d'interaction.

7. Near InfraRed Spectroscopy, mesure indirecte de l'activité cérébrale par le taux d'oxygène sanguin. Un faisceau infrarouge émetteur traverse le scalp et la réponse spectroscopique est mesurée sur une zone contingente. Le taux d'oxygène de l'hémoglobine modulant le spectre d'absorption, il est possible de retrouver la consommation d'oxygène des tissus cérébraux dans les couches peu profondes du cortex.

1.4.1 Capturer la dynamique inter-cérébrale

En raison de la faible résolution temporelle des IRMf/NIRS et de la mesure indirecte de l'activité, la mesure est aveugle aux dynamiques hautes fréquences ($>1\text{Hz}$). Pourtant les boucles d'action-perception comportementales engagées dans des tâches sociales sont parfois rapides [90], [91]. Pour comprendre les mécanismes physiologiques en place, il devient nécessaire d'obtenir une résolution temporelle plus fine, par exemple à l'aide de l'*électroencéphalographie* (*EEG*). Il est alors possible d'observer des marqueurs de l'interaction sociale à des échelles de temps beaucoup plus courtes avec des tâches complexes [16]. Par exemple, un complexe spatio-fréquentiel dénommé "phi" est caractéristique des tâches d'imitation gestuelle. La puissance d'une de ses composantes (ϕ_1) augmente durant la coordination et la puissance d'une autre composante (ϕ_2) augmente durant l'incoordination entre les deux sujets [234]. De manière intéressante, Dumas et al. ont étendu l'étude pour trouver des synchronies inter-cérébrales dans les mêmes régions du scalp (centro-pariétal droit) et fréquences (mu-alpha 7-12Hz) en étudiant la mesure de verrouillage de phase (*PLV*) des signaux EEG [92]. Ces mesures permirent alors de démontrer une asymétrie spatiale de la synchronie entre l'imitateur et le meneur des gestes (voir détails dans Figure 1.6 A). Cette synchronisation inter-cérébrale a pu être augmentée après une période d'apprentissage [254] (Figure 1.6 B1) dénotant l'effet modulateur de la contribution endogène sur les mécanismes supposés exogènes (visualisation du mouvement et activité des neurones-miroirs).

Grâce à la portabilité de l'EEG, les expériences nécessitant une mesure de l'activité cérébrale ne contraignent plus les sujets et leur permettent de se déplacer et d'interagir naturellement entre eux [1]. Babiloni et al. [15] ont proposé l'une des premières expériences en hyperscanning multi-parties durant un jeu de cartes à quatre joueurs. En vue d'analyser ce genre d'expérience, les auteurs ont comparé quantitativement les réseaux fonctionnels intra- et inter-cérébraux estimés **astolfi_comparison_2007** Ils montrèrent qu'il existe un lien causal entre l'activité d'un joueur avec celle de son partenaire, ce lien étant absent entre deux adversaires [11] dénotant un mécanisme endogène. D'autre part, plusieurs études ont montré que la synchronie inter-cérébrale est modulée par l'empathie de musiciens engagés dans une tâche musicale commune [13], [155] permettant alors de montrer qu'il était possible de déterminer des facteurs comportementaux influençant la qualité du couplage endogène.

Parmi l'ensemble de ces études, il est intéressant de noter que certaines ont permis de prédire des formes d'interaction sociale quand les sujets ont la liberté de choisir l'interaction. Ainsi De Vico Fallani et al. ont montré qu'il est possible de prédire la coopération ou la défection sur une tâche répétée du Dilemme du Prisonnier⁸ à l'aide d'un index de densité de réseau inter-cérébral [81]. Ainsi, ils ont suggéré d'appliquer ce genre de classification en temps réel à l'activité de deux sujets simultanément afin de faire du

8. C'est un jeu de rôle largement utilisé en économie ou théorie du jeu où les deux sujets interprètent la situation suivante : deux suspects sont arrêtés par la police. Mais les agents n'ont pas assez de preuves pour les inculper, donc ils les interrogent séparément en leur faisant la même offre. « Si tu dénonces ton complice et qu'il ne te dénonce pas, tu seras remis en liberté et l'autre écoperà de 10 ans de prison. Si tu le dénonces et lui aussi, vous écopererez tous les deux de 5 ans de prison. Si personne ne se dénonce, vous aurez tous deux 6 mois de prison. » Dans cette version du jeu avec répétition, les participants peuvent choisir de coopérer ou non et punir leur opposant en fonction du comportement adopté auparavant.

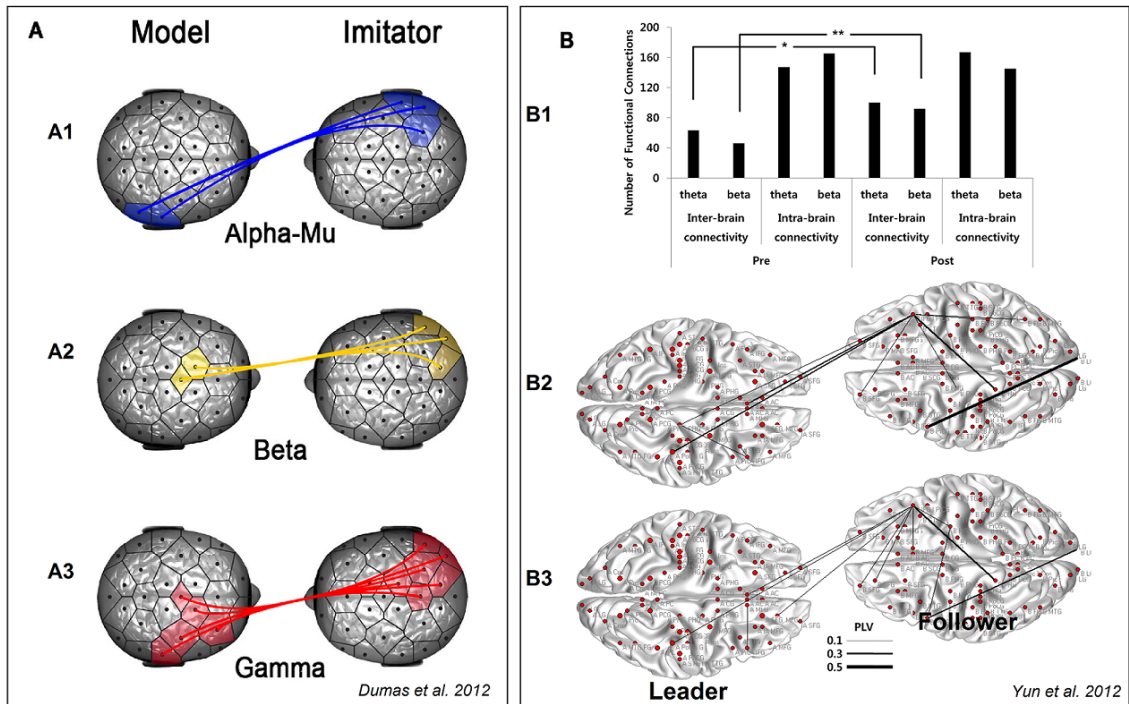


FIGURE 1.6 – (A) Couplage inter-cérébral durant des tâches d’imitation de geste [92]. (B) Couplage inter-cérébral durant une tâche de synchronisation corporelle du rythme du doigt [254]. Pour les deux études, des régions d’intérêt sont calculées à partir d’un filtre spatial local. Une mesure de verrouillage de phase est utilisée pour calculer le couplage entre les ROIs des deux sujets. Les régions avec une mesure significative sont reliées par des lignes. Dans (A), le couplage asymétrique est significatif ($p < 0.05$) entre le modèle et l’imitateur à différentes bandes de fréquences telles que Alpha-mu (8-12 Hz), Beta (13-30Hz) et Gamma (31-48Hz). Dans (B), plus les lignes sont épaisses plus la mesure de verrouillage de phase est forte. D’autre part une mesure de densité de réseau (B1) permet de montrer que l’entraînement module positivement ce couplage inter-cérébral.

*cross-brain neurofeedback*⁹ ; une preuve de concept a été développée dans [87]. De manière intéressante, ce genre d'approche est semblable à un système *interface cerveau-ordinateur multi-utilisateur* que nous verrons dans la section 1.5.2.

Cependant, plus les méthodes de traitement sont arbitraires et plus l'interprétation des résultats est complexe. En effet, la synchronisation inter-cérébrale pouvant intervenir à différents niveaux cognitifs [55], [112], il devient nécessaire de mettre en place des protocoles expérimentaux pouvant différencier clairement les synchronies provoquées par différents niveaux de couplage [53] alors que le type d'interaction sociale en cours est parfois difficile à caractériser avec exactitude [157]. Nous allons analyser les possibilités que nous offre la littérature pour inférer les couplages inter-cérébraux obtenus au type d'interaction sociale.

1.4.2 Couplages et type d'interaction sociale

On présentera trois différents niveaux de couplages interpersonnels : *l'adaptation mutuelle*, *l'alignement-imitation*, et la *coordination dynamique*.

1.4.2.1 Adaptation mutuelle

Comme nous l'avons vu dans la section 1.2, deux observateurs ayant la même entrée sensorielle (e.g. écoutant un même morceau de musique, regardant le même film, étant témoins de la même scène, etc.) seront synchronisés de manière exogène même s'ils ne sont pas dans la même pièce et même s'ils sont enregistrés à des jours ou lieux différents [112], [114], [117]. D'un point de vue des sciences sociales, Hasson et Fritch [114] ont fait référence à ce type de couplage comme une *adaptation mutuelle* ne nécessitant pas d'information communicante entre les individus (Figure 1.8a). L'observation de cette synchronisation peut aider à la compréhension des fonctions cérébrales plus efficacement qu'avec l'analyse intra-cérébrale seule [116]. Le couplage inter-cérébral peut être présent à la fois dans des aires cérébrales de bas niveau liées au traitement de l'information sensorielle mais aussi dans les aires de haut niveau associées au sens de cette entrée sensorielle [117]. L'adaptation mutuelle entraîne donc des synchronies inter-cérébrales exogènes qui peuvent être confondues avec un *marqueur de l'interaction sociale* en hyperscanning.

Ce couplage est instantané et possède une hiérarchie d'échelle temporelle proportionnelle au niveau de représentation mobilisé par la tâche [115], i.e. plus la tâche est d'un niveau cognitif important, plus les couplages seront observables sur des fenêtres temporelles importantes [90], [113].

1.4.2.2 Alignement et imitation

L'*alignement* et l'*imitation* sont la forme de couplage comportemental où un individu (ou un groupe d'individus) est lié d'une relation unidirectionnelle aux autres (Figure

9. littéralement "retour-neural inter-cerveau", cette méthode consiste à faire un retour perceptif d'une caractéristique dérivée du couplage inter-cérébral (par exemple l'inter-corrélation) afin que les participants puissent mutuellement apprendre à moduler cette caractéristique

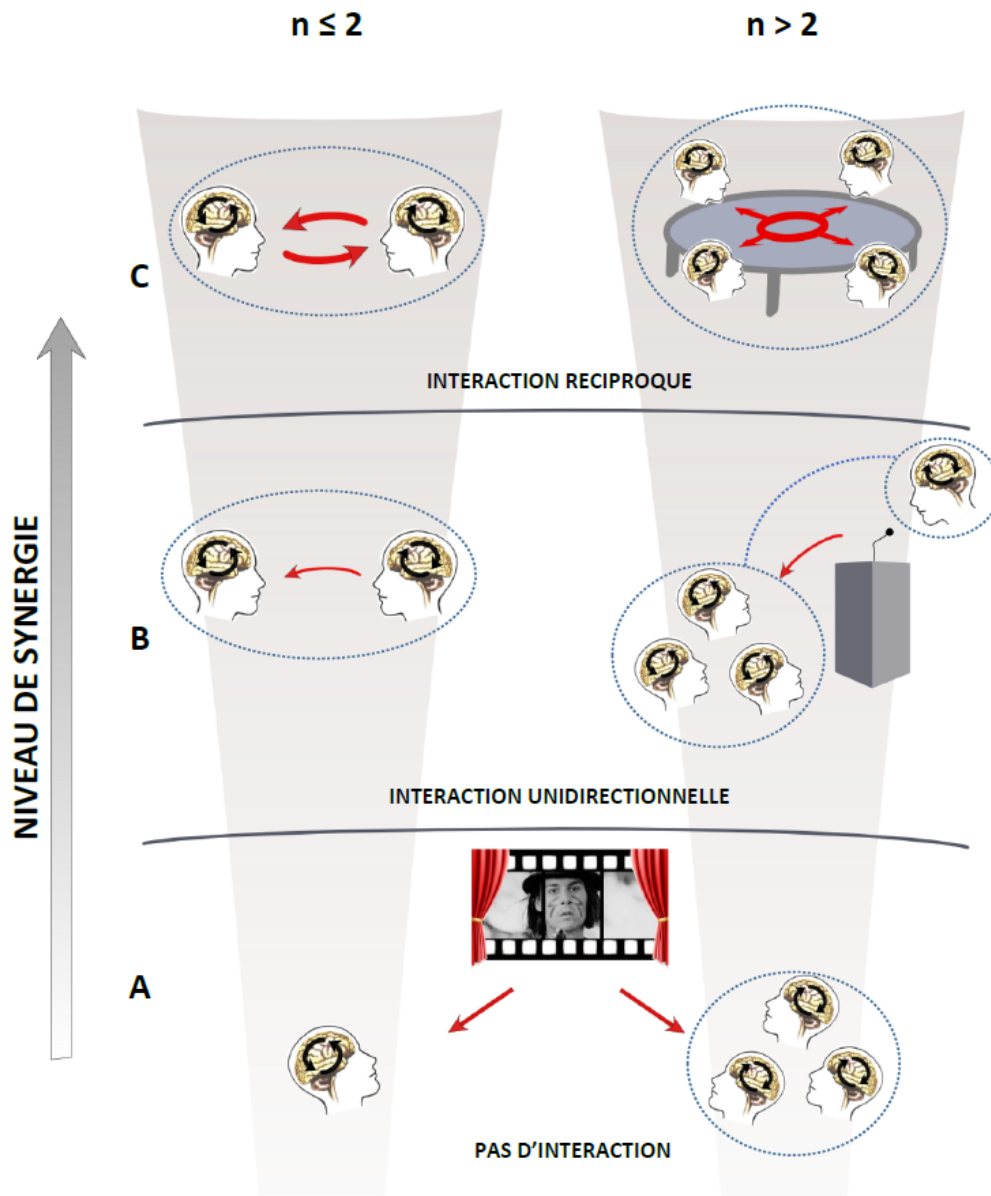


FIGURE 1.7 – Différents niveaux de couplage du plus faible (pas d'interactions sociales) au plus fort (interactions réciproques) : (A) Adaptation Mutuelle, les individus réagissent de manière similaire aux stimuli perceptifs car ils sont semblables, (B) Alignement ou l'imitation, le couplage est dirigé, l'information allant d'un agent à l'autre sans réciprocity. (C) Coordination dynamique, les boucles d'action-perception des agents sont en interaction mutuelle. Figure adaptée de [53]

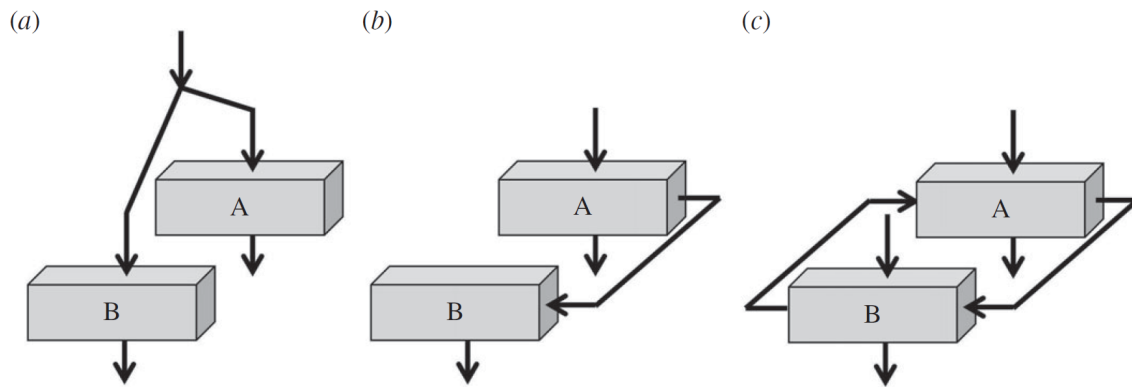


FIGURE 1.8 – Différents niveaux d’organisation entre deux agents [114]. (a) Les deux agents sont dirigés par la même entrée. (b) L’agent B est dirigé par l’acteur A de manière unidirectionnelle, ce dernier étant seul à avoir accès à l’entrée. (c) Les deux agents A et B sont en interaction mutuelle.

1.8b). Nous sommes dans le domaine des paires *enseignant-auditeur*, *orateur-assemblée*, *meneur-suiveur*, que nous résumerons par un couplage *leader-follower*¹⁰. Cette interaction peut se faire tour à tour comme pour l’imitation d’une gestuelle [92] ou sous la forme d’une conversation où chaque prise de parole peut être considérée comme un monologue indépendant [187], [226]. Si la dissymétrie est parfaite, il n’existe pas d’entrée sensorielle commune entre le leader et follower (Figure 1.8b), alors le couplage inter-cérébral est endogène. Le processus cognitif engagé par le leader et visant à être communiqué aura une avance par rapport à sa réception par le(s) follower(s) à travers leur filtre perceptif (*umwelt*), le couplage est alors retardé temporellement (lien dirigé). Or, nous argumentons qu’en prenant le modèle de machine sociale prédictive proposé dans la section 1.1, il puisse exister aussi un couplage instantané dû aux modèles internes des individus engagés dans cette interaction. Dans ce cas, l’information transmise par le(s) leader(s) servirait à garantir la bonne cohérence de ces modèles internes (par exemple servir de métronome). C’est la situation des nuées d’oiseaux (cf Figure 1.9) ayant un comportement synchrone [12], [37] qui est observé aussi chez l’humain [31], [94].

Considérer la nature unidirectionnelle de l’interaction n’est valable que dans une fenêtre de temps donnée, la dissymétrie intrinsèque à ce type d’interaction pouvant être renversée (ou annulée) à tout moment [114]. On considère donc que ce couplage comportemental est stationnaire par morceau. Ainsi, si l’échelle d’analyse ne permet pas de différencier ces périodes stationnaires (sous-échantillonnage), on parlera de coordination dynamique.

1.4.2.3 Coordination dynamique

La coordination apparaît quand l’alternance des rôles leader et follower est trop rapide pour être discernées [114]. D’un point de vue de notre boucle d’action-perception, on peut considérer qu’il y a une interaction simultanée entre les modèles internes des individus

10. l’utilisation des termes anglais permet notamment d’utiliser la généralisation opportune du concept de *follower* qui est absente de la langue française, et le principe de *leader* établi aussi bien le concept de *meneur*.

qui interagissent ensemble. Elle apparaît aussi quand les rôles ne sont pas binaires mais pondérés, par exemple lorsqu'un individu assume le rôle de leader plus souvent que celui de follower en fonction de la difficulté de la tâche [220] ou que les individus concourent à assumer le rôle de leader simultanément mais le groupe reconnaît ce rôle en fonction de paramètres objectifs comme l'expertise des individus [96]. De la coordination dynamique peut émerger une *synergie* qui, plus qu'une simple succession d'alignements, serait l'état où le taux d'information partagé est maximisé de telle manière que seule l'information complémentaire est communiquée entre les individus [102]. Dans l'état de synergie, l'ensemble de l'interaction constitue un tout indissociable puisque l'information sensorielle n'est pas redondante. Dans cet état, nous nous attendons à avoir de fortes interactions entre processus exogènes et endogènes puisque la qualité du transfert d'information sensorielles et des notions en jeu (mécanisme exogène) va déterminer de manière dynamique l'émergence de processus endogènes contribuant à leur tour au système.

Autrement dit, la synergie est atteinte quand les modèles internes des individus ont convergé sur l'état des autres individus et l'erreur de prédiction est minimale. Comment exactement les modèles internes interagissent avec les entrées sensorielles reste encore une question ouverte. Diaconescu et al. [86] proposent que cette boucle de prédiction de l'intention de l'autre soit un modèle bayésien hiérarchique. Le même type de modèle avait été mis en avant pour l'apprentissage de modèles internes de perception visuelle [219].

Chatel-Goldman [53] propose que ces trois niveaux de couplages correspondent à différents niveaux de synergie : du plus faible (adaptation mutuelle sans interaction) au plus fort (coordination dynamique avec synergie pure) présentés dans la figure 1.7. Cette nomenclature est donc fondamentale afin de discriminer, pour une expérience donnée, le niveau de couplage comportemental qui pourrait être inféré aux observations du couplage inter-cérébral.



FIGURE 1.9 – L'agrégation comportementale chez l'oiseau est un exemple typique d'alignement d'un groupe d'individus. Crédit photo : Christoffer A Rasmussen (domaine public).

1.4.3 Estimer la synchronie

Pour être exhaustif, nous devrions définir un autre type de synchronisation tel qu'il fut défini par [88] : le couplage "extrasensoriel" qui ne résulte ni d'un stimuli extérieur

(exogène) ni de l'interaction sociale (endogène). A notre connaissance, aucune étude n'a prouvé qu'un couplage de ce type existe mais une hypothèse raisonnable est que cette synchronie mesurée n'impliquait aucun couplage réel entre les individus. En effet, un *faux couplage* peut être mesuré de différentes manières et notamment être dû aux outils d'analyse [46].

Nous avons vu que les méthodes utilisées durant ces expériences en hyperscanning consistaient en l'estimation de la connectivité intra-/inter-cérébrale. Ces estimations étaient basées sur l'inter-corrélation, la mesure de verrouillage de phase [150] ou encore des méthodes basées sur la *causalité de Granger* [134] comme la *cohérence partielle dirigée (PDC)* [18]. En outre, nous verrons que ces méthodes possèdent des a priori sur les signaux qui ne sont pas forcément respectés. Par exemple, elles ignorent souvent l'effet de diffusion des signaux EEG que deux électrodes peuvent être connectées artificiellement simplement car elles mesurent une même source. Dès lors, pour analyser la connectivité inter-individus, il semble fondamental de mesurer une telle connectivité entre des sources physiologiques du cerveau et non pas seulement dans le domaine des électrodes. Nous expliquerons le lien entre sources physiologiques et l'activité mesurée sur le scalp dans la section 2.2. Nous verrons ensuite, dans la section 2.4, des méthodes de séparation de sources qui permettent de retrouver les sources physiologiques.

L'aspect critique de ces méthodes est important car ces réseaux de connectivité estimés ont, par la suite, été utilisés pour obtenir des mesures globales de ces réseaux (utilisant la théorie des graphes). Cette approche d'analyse quantitative des réseaux estimés est largement utilisée afin de discriminer les conditions expérimentales [122], [177], [254] mais ne permet pas de proposer d'interprétation claire sur ce que ces réseaux signifient physiologiquement. Les méthodes d'hyperscanning peuvent reposer sur une analyse de connectivité de sources indépendantes afin d'augmenter l'interprétabilité des résultats tel que proposé par [76]. Cette approche est aussi l'objet de la toolbox *Source Information Flow* [82] développée pour Matlab-EEGLAB. Dans cette thèse, l'extraction de ces sources sera l'objet du chapitre 5.

1.5 Le cas des BCI multi-utilisateurs

L'une des contributions de cette thèse est un nouveau protocole, utilisant comme plateforme expérimentale une *interface cerveau-ordinateur* basée sur les *potentiels évoqués* (voir Chapitre 3). Le protocole permet de manipuler de manière indépendante les contributions endogène et exogène. Nous allons donc introduire dans cette section le principe d'interface cerveau-ordinateur et son lien avec les interactions sociales.

1.5.1 Paradigmes BCI et synchronization exogène

Les *interfaces cerveau-ordinateur*, aussi nommées (*BCI*) (de anglais *brain-computer interfaces*), permettent un transfert direct de l'information d'un cerveau à un appareil externe sans implication de membres périphériques ou toute autre activité musculaire grâce au décodage d'une activité cérébrale caractéristique [250] (voir Figure 1.10). Le choix de cette activité détermine le type de BCI (*paradigme BCI*, voir section 2.1.4.1).

Parmi les paradigmes BCI les plus utilisés, nous trouvons par exemple les potentiels évoqués (dit *ERP* pour *event-related potential*) [244] (Figure 1.11), les potentiels évoqués visuels stationnaires (dit *SSVEP* pour *steady-state visual evoked potential*) [243], ou encore l'imagination motrice (dits *MI* pour *motor imagery*) [197]. Il est aussi possible de combiner plusieurs paradigmes avec une *BCI hybride* [5]. Alors que les systèmes BCI non-invasifs possèdent une bande passante faible en comparaison des systèmes utilisant par exemple l'*oculométrie* ou l'*électromyographie (EMG)*, ils représentent une opportunité pour les patients qui ne peuvent utiliser aucune activité motrice comme ceux atteints de *syndrome d'enfermement* [36], [250].

Les BCI offrent un support particulièrement intéressant pour les études en hyperscanning pour plusieurs raisons. D'une part, le développement des BCI a montré récemment un grand intérêt pour des applications grand public comme pour les jeux vidéo, domaine spécifiquement nommé *neurogaming*. Les jeux vidéo sont considérés comme une des applications phares des BCI car le principe même du jeu ne nécessite pas forcément une grande précision ou rapidité [185], ce qui fait défaut pour le moment à ces technologies (entre 60% et 90% de précision pour la majorité des BCI actuelles [178]). L'échec dans le jeu dû à la faible précision des BCI peut en effet être introduit comme faisant partie intégrante du processus ludique. D'autre part, l'un des aspects principaux du jeu vidéo est la possibilité d'interagir à plusieurs. Les jeux vidéo peuvent être *multijoueurs* en opposition aux jeux vidéo *solo* et parfois un jeu peut être les deux à la fois, le joueur alternant à sa guise les parties solitaires et celles coopératives ou compétitives. Ces deux avantages construisent un terrain particulièrement fertile dans la perspective d'un expérimentateur en hyperscanning. En gérant les stimuli liés aux BCI, ce dernier peut séparer l'activité cérébrale liée à l'interaction sociale de celle issue de l'environnement. De plus, l'expérimentateur possède une base expérimentale intéressante pour trouver un contraste entre les différentes interactions sociales (jeu coopératif ou compétitif) tout en ayant une condition contrôle (jeu solo).

1.5.2 Passage au multi-utilisateur

Étendre les systèmes BCI d'un utilisateur à plusieurs utilisateurs est un champ d'étude récent ; on trouve dans la littérature plus généralement le terme de système BCI *multi-utilisateur* [41]. Il a été montré qu'il est possible de fusionner les activités cérébrales afin d'améliorer les résultats de classification lorsque plusieurs utilisateurs effectuent la même tâche : ce sont les BCI collaboratives (notées cBCI) [146], [169], [202], [240]–[242], [246], [253].

Cependant les BCI multi-utilisateurs sont loin de se limiter à l'étude des sujets en collaboration [184]. D'une part il existe une approche visant à intégrer les différentes stratégies de classification des signaux dans le paradigme d'interaction pour proposer, par exemple, des BCI ayant des interactions asymétriques ou libres [182]–[184] : un ou plusieurs sujets contrôlent une BCI, pendant qu'un autre groupe utilise le même système normalement [109], [184]. D'autre part, et similairement aux études en hyperscanning, il a été proposé d'étudier comment le paradigme d'interaction influence le système BCI, par exemple la coopération ou compétition [41], [105], [191], [201]. C'est ainsi qu'il a été proposé que les BCI multi-utilisateurs deviennent un outil pour les neurosciences sociales

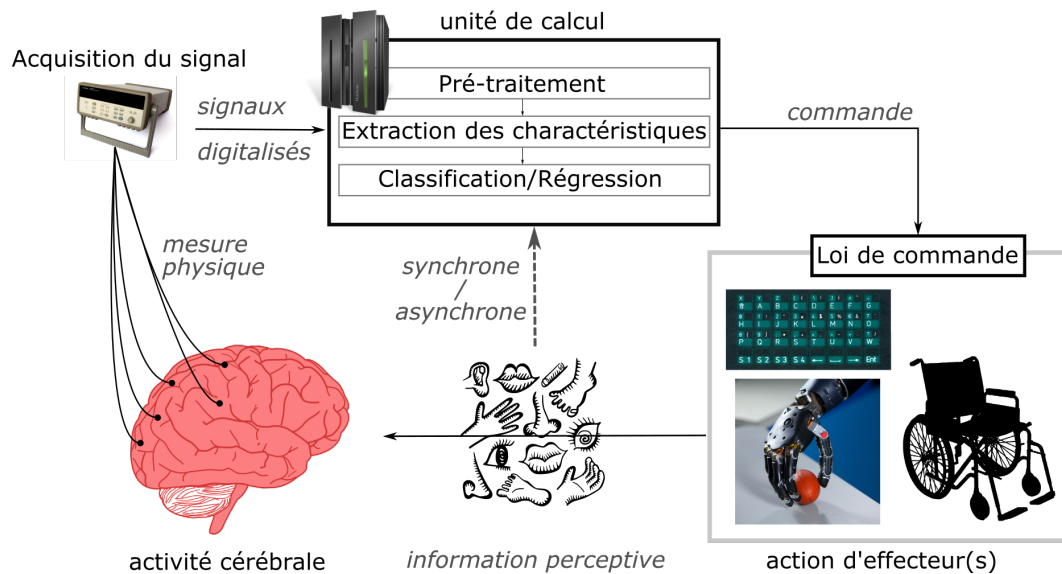


FIGURE 1.10 – Composantes génériques d'un système interface cerveau-ordinateur (BCI). L'activité cérébrale est mesurée directement ou indirectement à l'aide d'un équipement d'acquisition. Celle-ci est traitée pour en extraire des caractéristiques discriminantes qui seront classifiées ou inférées à un signal de commande. Une loi de commande permet de rendre la commande interopérable avec divers appareils tels qu'une chaise roulante, une prothèse, ou un clavier numérique. L'utilisateur en interagissant avec l'environnement obtient une réponse perceptive qui peut intervenir ou non dans le processus de calcul. Si l'utilisateur est restreint à une fenêtre temporelle d'utilisation, on dit que le système est synchrone. A l'opposé si l'utilisateur peut l'utiliser à volonté, le système est asynchrone.

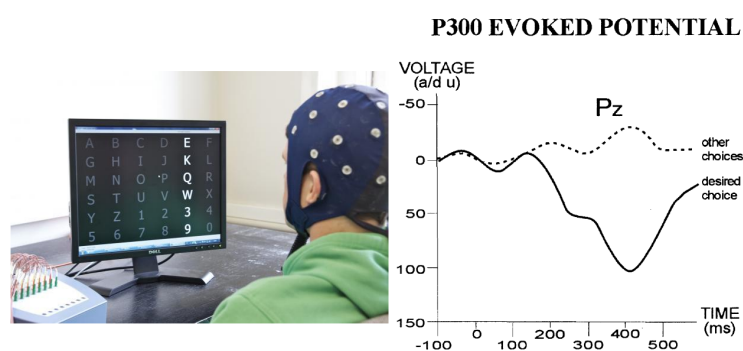


FIGURE 1.11 – Exemple de BCI basé sur le principe de potentiel évoqué visuel. L'activité caractéristique P300 est présente lorsqu'un stimulus attendu mais imprévisible (dit *target*) survient parmi d'autres stimuli (dits *non-target*). En EEG, cette activité est principalement localisée dans la région centro-pariétale (ici présentée électrode Pz) et apparaît environ 300ms après le stimulus concerné, d'où son nom. A gauche : utilisateur du P300-speller (©UGent University - ELIS), A droite figure adaptée de [250].

[105], [110], [184].

De plus, nous avons vu que les mécanismes exogènes apparaissent lorsque deux personnes ont les mêmes entrées perceptives, or les paradigmes BCI tels que l'ERP et le SSVEP induisent une telle synchronisation de manière contrôlée. A l'aide d'un tel BCI, nous pouvons donc manipuler la partie exogène de la synchronisation inter-cérébrale. En proposant différents paradigmes d'interactions multi-utilisateurs (e.g. coopération/compétition), nous pouvons aussi manipuler la composante endogène de la synchronisation. Ainsi les BCI multi-utilisateurs sont potentiellement des outils puissants pour étudier les interactions sociales grâce au strict contrôle des deux types de synchronisations inter-cérébrales. Nous développerons cette argumentation tout au long de la section 2.1 et nous proposerons deux paradigmes expérimentaux associés dans le chapitre 3. Nous verrons aussi comment les différentes stratégies de classification multi-cerveau influencent le résultat de classification.

1.5.3 Problématiques

Parmi les problématiques intrinsèques aux systèmes BCI non-invasifs actuels, certaines sont cumulées dans l'usage multi-utilisateur. La liste non-exhaustive suivante décrit les plus importantes :

- **Contraintes techniques** : Les systèmes BCI nécessitent des équipements coûteux notamment des casques EEG, des amplificateurs et des électrodes. Cet équipement est d'autre part sensible et doit être positionné avec attention sur les sujets. Avec les systèmes multi-utilisateur, c'est le temps de mise en place et le coût des équipements qui sont multipliés par le nombre de sujets.
- **Variabilité inter-sujets** : il est très difficile de connaître de manière exacte l'ensemble des facteurs d'un échec ou d'une réussite de l'utilisateur car ils sont nombreux. Certains sujets ne peuvent pas du tout contrôler les BCI [6]. La performance peut dépendre des expériences passées de l'utilisateur [130]. Les instructions proposées pour contrôler le système BCI peuvent être sous-optimales pour certains individus ou la réponse perceptive n'est pas adéquate [129]. Parfois la mesure de l'activité est mauvaise soit parce que l'équipement est mal positionné, soit parce que le sujet possède une activité caractéristique plus difficilement mesurable notamment à cause de l'épaisseur de scalp, de la position et l'orientation des sources (dipôles électriques) dans le cortex, ou encore à cause d'une présence abondante d'artéfacts (clignements de yeux, activité musculaire, mouvement mécanique des électrodes, etc.). Autant de facteurs limitants qui peuvent rendre l'expérience frustrante pour les utilisateurs et dont l'importance est décuplée quand plusieurs individus doivent interagir sur le système BCI.
- **Variabilité intra-sujet** : l'activité EEG est connue pour être modulée par des facteurs comme l'émotion, l'humeur, ou la fatigue des sujets [85], [142]. Certains paradigmes sont largement influencés par l'expérience des utilisateurs et l'apprentissage agit de manière positive pour la performance de classification et la stabilité des caractéristiques discriminantes [123], [129], [179]. Entre les sessions et même durant les sessions, de petites modifications des outils d'enregistrement (impédance, déplacement, etc.) peuvent entraîner des changements drastiques dans le signal comme

modifier la forme des activités caractéristiques [249], perturber le rapport signal-sur-bruit, ou appliquer une transformation sur la matrice de mélange linéaire des sources [69]. La variabilité intra-sujet est donc un facteur aggravant la complexité des expériences BCI multi-utilisateurs.

Pour répondre à certaines de ces problématiques, nous avons développé une plateforme expérimentale multi-utilisateur basée sur le jeu vidéo BCI *Brain Invaders* [75], décrite dans le chapitre 3. Les méthodes de classification en temps-réel utilisant le cadre de la classification par *géométrie riemannienne* [24], [71] (voir section 2.3) sont étendues pour inclure plusieurs utilisateurs. Ces questions seront développées dans la section 2.3 et feront l'objet d'une contribution dans le chapitre 4.

1.6 Conclusion

En nous appuyant sur la littérature, nous retenons un modèle théorique constitué de deux mécanismes principaux de couplage inter-cérébral : (a) un couplage *exogène* observable lors de la présence d'un même stimulus perceptif grâce à notre ressemblance anatomique et notre contexte partagé (b) un couplage *endogène* qui est induit lors d'interactions sociales. Nous transposons ces mécanismes dans les modèles d'action-perception et la théorie du cerveau comme machine sociale prédictive.

Une des problématiques lors de l'analyse de l'activité cérébrale de plusieurs individus en interaction est de différencier ce qui est exogène de ce qui est endogène et les interactions potentielles entre ces deux mécanismes. Nous faisons le lien avec la littérature en interfaces cerveau-ordinateur pour étendre le cadre de l'utilisation de ces systèmes à plusieurs utilisateurs dans le but de manipuler les différents mécanismes.

Dans le chapitre suivant, nous allons voir l'état de l'art méthodologique sur lequel se base cette thèse qui a permis de développer les outils expérimentaux, de classification, et de traitement du signal nécessaires à cette entreprise.

Méthodes

Sommaire

2.1	Problématiques expérimentales	25
2.1.1	Relations entre le couplage comportemental et inter-cérébral	26
2.1.2	Interactions entre mécanismes exogènes et endogènes	27
2.1.3	Paradigmes sociaux	27
2.1.4	Contrôler les mécanismes grâce aux BCI	28
2.1.5	BCI-P300 : application aux études hyperscanning	31
2.2	Genèse des signaux EEG	32
2.2.1	Introduction à la physiologie de l'EEG	32
2.2.2	Modèle et propriétés	34
2.2.3	Bruits, perturbations, et composantes parasites	35
2.3	Classification d'EEG	36
2.3.1	Principes	36
2.3.2	Extraction de caractéristiques	38
2.3.3	Classifieurs	41
2.3.4	La géométrie riemannienne	44
2.4	La séparation aveugle de sources	47
2.4.1	Principe et Modèle	47
2.4.2	L'analyse en composantes indépendantes (ICA)	49
2.4.3	La diagonalisation conjointe approchée (AJD)	50
2.5	Conclusion	51

Dans ce chapitre, nous proposons de poser l'état de l'art sur les méthodes qui seront utilisées dans les chapitres de contributions. Dans un premier temps, nous étudierons les problématiques expérimentales en neurosciences sociales. Dans un second temps, nous verrons comment les signaux EEG sont générés en définissant les sources physiologiques. Nous continuerons sur les principes de base de la classification et l'intérêt de la géométrie riemannienne. Finalement, nous verrons les bases de la séparation de sources.

2.1 Problématiques expérimentales

Dans le premier chapitre, nous avons proposé de différencier deux types de mécanismes de synchronisation d'inter-cérébrale : exogène lié au stimulus extérieur et endogène lié à la mentalisation de la tâche par le modèle interne prédictif. Alors que le premier type de synchronisation existe dès lors que le contexte expérimental est similaire et que le système

sensoriel (anatomie et fonctionnement) est semblable entre les individus, le second type de synchronisation est spécifique à l'interaction sociale. Pourtant ces deux mécanismes ne sont pas indépendants ou dissociables facilement [145] et nous verrons dans cette section quelles sont les contraintes expérimentales et comment nous pouvons y répondre en utilisant une plateforme BCI.

Avant cela, nous allons voir plus en détails quels types de couplages comportementaux nous nous attendons à observer et la synchronie inter-cérébrale qu'ils peuvent générer.

2.1.1 Relations entre le couplage comportemental et inter-cérébral

2.1.1.1 Différentier le couplage exogène de l'endogène

Il convient de différencier le couplage inter-cérébral exogène induit par les stimuli perceptif de la scène du couplage inter-cérébral endogène lié à l'interaction sociale. Pour cela, l'expérimentateur doit pouvoir contraster les synchronies induites par les mécanismes comportementaux exogènes (section 1.4.2.1) de celles induites par les mécanismes endogènes (sections 1.4.2.2 et 1.4.2.3) quand cela est possible. On peut différencier deux approches qui visent à les différencier.

L'approche expérimentale est notamment possible quand l'expérience est reproductible parfaitement avec et sans interaction sociale. Cela peut être fait en alternant un interlocuteur humain et une machine dans la condition [137] ou quand l'interlocuteur est remplacé par un enregistrement de ce dernier [207]. Cependant cette approche n'est pas compatible quand la tâche est fondamentalement liée à l'interaction sociale et qu'il n'existe pas d'équivalent sans interaction, par exemple durant les jeux sportifs en équipe. Dans ce cas, il a été recommandé d'utiliser une approche multimodale en enregistrant l'ensemble des stimuli présents (les gestuelles, les contenus audios-vidéos, la parole, les expressions faciales, etc.) [206]. Ce type d'expérience possède cependant le désavantage d'augmenter de nombre de degrés de liberté tout en ne garantissant ni un échantillonnage exhaustif des interactions des sujets entre eux et leur environnement, ni de connaître avec précision le *paradigme social* qui dirige les interactions entre les sujets (voir section 2.1.3).

La seconde approche consiste à tenter d'inférer le couplage comportemental au couplage inter-cérébral. Pour cela, nous pouvons nous aider des propriétés attendues des couplages inter-cérébraux en fonction du type de couplage comportemental que nous avons relevé dans les sections précédentes. Nous revenons donc à un problème de traitement du signal avec plusieurs approches. Premièrement nous avons des analyses basées sur une mesure de corrélation inter-sujet permettent d'extraire les couplages symétriques (voxel à voxel, électrode à électrode) et instantanés qui seraient plutôt un marqueur d'adaptation mutuelle [115]. Ensuite, nous avons des méthodes non-paramétriques utilisant des mesures comme le verrouillage de phase [150], la cohérence complexe [194], ou la causalité de Granger [167] qui permettent d'extraire des couplages temporellement retardés et asymétriques correspondent à l'alignement ou à l'imitation [92]. Enfin, nous avons des méthodes paramétriques telles que la cohérence partielle dirigée et ses extensions [18], [19] qui ont prouvé leur efficacité pour l'estimation de connectivité inter-cérébrale

astolfi_comparison_2007, [14]. L'ensemble de ces méthodes posent malheureusement des problèmes d'estimation qui peuvent nuire à l'interprétation des résultats et à leur inférence à l'état comportemental [46]. Ces problématiques peuvent être aggravées pour les méthodes paramétriques dont le choix peut radicalement changer les résultats (ordre du modèle, stationnarité des modèles, fréquence, etc.) [17], [229].

Nous argumentons que l'estimation de la connectivité inter-cérébrale est conditionnée par l'estimation des sources physiologiquement plausibles pour chacun des individus. C'est l'approche que nous prendrons en proposant un modèle de séparation aveugle de sources dans le chapitre 5.

2.1.2 Interactions entre mécanismes exogènes et endogènes

Les interactions entre les mécanismes exogènes et endogènes ne sont pas bien connues, il est difficile de savoir *a fortiori* si l'un des mécanismes induit l'autre ou inversement. Cette possible relation entre exogène et endogène devient alors un sujet d'étude à part entière visant à comprendre comment l'interaction sociale modifie la façon d'aborder l'environnement. En prenant l'exemple du morceau de musique, l'expérience est complètement différente entre un observateur qui écoute seul de la musique sur son divan ou le même morceau parmi une foule de personnes lors d'un concert. Dès lors, l'atmosphère sociale (endogène) influence la façon dont sont traités physiologiquement les rythmes exogènes. Il ne suffit plus de contrôler expérimentalement les mécanismes exogènes mais il faut en même temps étiqueter et quantifier le niveau/type d'interactions entre les individus.

Pour ce faire, nous verrons tout d'abord quelles sont les types de *paradigmes sociaux* proposés dans la littérature en hyperscanning. Dans un second temps, nous devons comprendre les mécanismes exogènes et connaître les paramètres qui peuvent les moduler comme l'amplitude du stimulus, l'attention, etc. Ce genre de mécanisme a été étudié pour les interfaces cerveau-ordinateur et nous verrons comment l'appliquer à ces problématiques dans la section 2.1.4.

2.1.3 Paradigmes sociaux

Nous définissons le *paradigme social* comme le type d'interaction liant les individus. Ce dernier peut être partagé ou non, réciproque ou non, explicite ou implicite [228]. Parmi les formes d'interactions les plus courantes, on peut noter par exemple la *coopération* ou la *compétition* [182]. Ainsi, les études en hyperscanning ont souvent utilisé ou opposé ces deux paradigmes pour discriminer différents niveaux de synchronie inter-cérébrale **astolfi_investigating_2014**, [15], [59], [79], [81], [158], [237]. Cependant, juste pour ces deux formes d'interactions, Liu and Pelowski ont discriminé au moins huit paradigmes stricts [157] du fait de dynamiques possibles différentes (simultanée ou séquentielle) et de structures de la tâche différentes (indépendantes ou interdépendantes).

Établir une limite précise entre les formes d'interaction possible permet de détailler avec précision le cahier des charges lors de l'analyse des données. En effet, alors que nous avons vu que les mécanismes exogènes pouvaient être modulés par les mécanismes endogènes (et vice-versa), toutes les formes de couplage ne sont pas toutes autant pro-

bables en fonction des éléments et du rythme constituant l'expérience. La nomenclature expérimentale de Liu & Pelowski [157] permet de différencier la structure d'interaction :

- *Interaction concurrente* si les individus en interaction ont besoin d'une action simultanée (avec ou sans retard) afin de pouvoir interagir. Dans cette catégorie on place notamment la danse en couple, la musique, la synchronisation du corps.
- *Interaction séquentielle* si les individus agissent tour à tour. C'est le cas par exemple du jeu d'échec ou du dilemme du prisonnier.

En même temps, cette *structure d'interaction* est suppléée par la *structure de la tâche*. Celle-ci peut-être :

- *Tâche interdépendante* où le résultat dépend systématiquement des individus, où l'interaction n'existe pas sans cette multiplicité. C'est le cas par exemple des jeux comme le tennis où même si la performance de chacun des joueurs affecte le résultat, le jeu sera différent pour chaque couple de joueurs.
- *Tâche indépendante* où l'interaction ne nécessite pas forcément un autre joueur. C'est l'exemple de la course où la performance est avant tout personnelle, même si elle peut-être motivée par la présence d'autre joueurs.

Ce qui nous importe ici, c'est que dans l'ensemble de ces différentes formes de paradigme, on peut voir une interaction différente entre les processus endogènes et exogènes. Par exemple, l'interaction concurrente interdépendante représente le plus fort niveau de couplage entre les mécanismes exogènes (les joueurs observent la même scène à tout instant) et endogènes (chacun des joueurs imagine l'action du prochain joueur en fonction de ce qui est vu à l'instant même). D'autre part, on pourrait certainement voir l'interaction séquentielle indépendante comme ayant les mécanismes exogènes et endogènes les moins couplés car la décision et le résultat dépendent principalement de l'anticipation de l'action du joueur adverse sans la connaître (dilemme du prisonnier).

Ainsi, alors que dans la Section 2.1.2 nous avons vu qu'il était nécessaire de découpler les mécanismes endogènes et exogènes afin de pouvoir discriminer leur contributions respectives, cette nomenclature nous permet d'ores et déjà de déterminer quel serait le paradigme expérimental le plus à même de faire cela : l'interaction séquentielle indépendante.

2.1.4 Contrôler les mécanismes grâce aux BCI

Afin de répondre aux problématiques citées précédemment nous proposons d'utiliser une expérience de BCI synchrone. En effet, les stimuli faisant partie intégrante de l'expérience, nous pouvons les contrôler. Dans la section 1.5 nous avons vu lors d'une brève introduction des BCI solo et de leur extension multi-utilisateurs, que ces derniers faisaient de bon candidats pour les études en hyperscanning. Nous allons voir quels paradigmes conviennent particulièrement bien à ces études afin de répondre au cahier des charges de contrôle des mécanismes exogènes et endogènes.

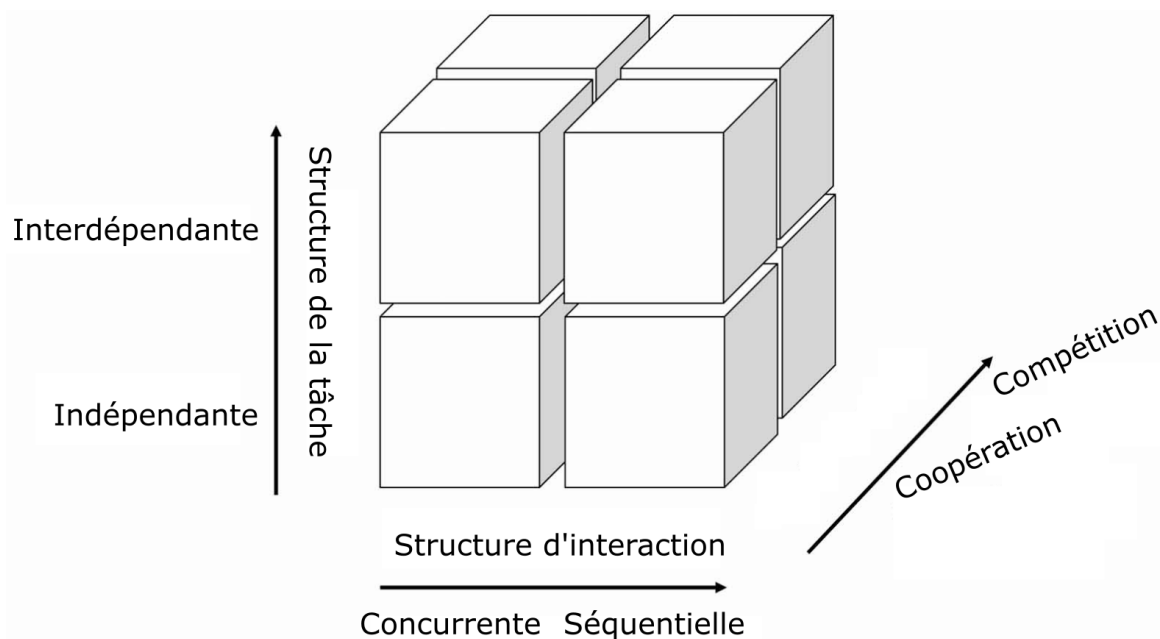


FIGURE 2.1 – Taxinomie proposée par Liu & Pelowski (2014) [157] pour les différentes formes d'interactions possibles basées sur la coopération et la compétition.

2.1.4.1 Paradigmes BCI

Les Interfaces Cerveau-Ordinateur (BCI) sont possibles grâce à différents paradigmes *mentaux* permettant de discriminer des tâches distinctes. Ces paradigmes reposent sur des réponses fonctionnelles du cerveau connues et mesurables qui peuvent être modulées par l'utilisateur avec ou sans l'aide de stimuli extérieurs. S'il existe des paradigmes spécifiques aux BCI invasifs utilisant l'électrocorticographie intracrânienne ou des réseaux de micro-électrodes siliconnées transplantables directement dans le cortex, nous nous concentrons dans ces travaux sur les approches non-invasives.

L'*imagination motrice* (MI) repose sur l'activité du cortex moteur lorsqu'un individu imagine effectuer un mouvement sans l'effectuer réellement. Cette action imaginée s'avère produire une activité cérébrale similaire à une activité motrice réelle [93]. Ce paradigme est fatigant pour l'utilisateur car il nécessite une charge mentale très forte [153]. D'autre part, la MI est principalement discriminée grâce à une réponse spatiale spécifique (e.g. activité cortex droit versus cortex gauche pour une imagination de mouvement de la main droite versus gauche respectivement) qui ne donne pas des résultats de classification très précis avec les méthodes habituelles (de l'ordre de 60-80% de précision) [58]. Cette performance est elle-même interdépendante de l'expérience de l'utilisateur envers ce type de système et du type d'entraînement que l'utilisateur a reçu [129]. Environ 30% des utilisateurs sains peuvent être considérés comme "illettrés"¹ [6], [245] : garantir une performance maximum pour chacun des utilisateurs nécessite d'adapter le protocole en utilisant des méthodes d'apprentissages personnalisées [129], [130]. Cette difficulté de la tâche, couplée avec la frustration de l'échec de classification, en fait un des paradigmes nécessitant le plus d'efforts de la part de l'utilisateur et on observe une grande dispersion dans la performance

1. Le choix de ce terme "illettrés" est soumis à discussion par la communauté de par sa connotation péjorative voire incorrecte.

entre les utilisateurs (i.e. grande variabilité inter-sujets). Ce paradigme a été utilisé pour des systèmes multi-utilisateurs [41], [87].

Les BCI utilisant les potentiels évoqués stationnaires (*SSVEP*) et les potentiels évoqués modulés par code visuel (*cVEP*) se basent sur la synchronisation exogène du cortex visuel par un stimulus lumineux clignotant soit à une fréquence propre (*SSVEP*) soit par une séquence propre (*cVEP*). Dans le cas du *SSVEP*, des flashes stroboscopiques produisent une activité corticale à des fréquences proportionnelles mesurables par EEG avec un excellent rapport signal-sur-bruit [208]. Ainsi, de tels systèmes reposent sur plusieurs cibles visuelles possédant chacune leur fréquence et/ou leur phase propre. Le classifieur peut alors à la fois discriminer la fréquence et/ou la phase de l'activité cérébrale afin de déterminer l'action voulue par l'utilisateur. Cette catégorie de BCI fait partie des systèmes les plus performants pour la communication (précision souvent supérieure à 85% [141] voire 95% [58], [107]) avec les plus hautes bandes passantes [58], [257]. L'avantage principal est que la réponse physiologique est passive, et ne nécessite pas d'entraînement de la part de l'utilisateur ; les instructions sont simples et la variabilité inter-session faible. C'est l'une de catégorie de BCI ayant le moins d'"illettrés" avec plus de 95% des utilisateurs sains qui peuvent l'utiliser dès le premier essai avec succès [107]. Ces qualités en font un très bon candidat pour les protocoles multi-utilisateurs [109], [110] et pour évaluer la qualité des méthodes d'hyperscanning [54]. Cependant le stimuli continu et rapide peut créer un inconfort chez certains utilisateurs par rapport à d'autres systèmes de clavier virtuel [141]. De plus la nécessité de maintenir un contact visuel permanent avec le stimuli est un paramètre expérimental désavantageux pour les situations où l'on s'attend à des interactions entre les utilisateurs. Enfin, du point de vue de l'analyse des données, la synchronisation exogène devient dominante et continue entre les utilisateurs, il devient alors difficile de pouvoir contraster les différents paradigmes sociaux.

Les systèmes BCI utilisant les potentiels évoqués (*ERP*) se basent sur des stimuli ponctuels visant une réponse cérébrale transitoire et spécifique des aires sensorielles (non discriminante) et des aires de plus haut niveau liées à la tâche (discriminante). L'exemple le plus courant est le paradigme *oddball*[225], [244] qui, à partir d'une grille de symboles dont les stimuli (appelés flashes) d'une cible (notés TARGET) sont attendus mais imprévisibles, génère une série de potentiels évoqués dont le P300 [200]. Les caractéristiques spatiales (fronto-centrale pour la composante P3a et centro-périetale pour la composante P3b [204]) et temporelles (environ 300ms après le stimulus) du P300 permettent de le discriminer parmi des réponses à des stimuli non-cibles (notés NON-TARGET). L'avantage est que ce type de système repose, comme le *SSVEP*, sur une réponse exogène du cortex pour les composantes précoces (P100 à N200) mais que la composante P300 peut être modulée par d'autres facteurs endogènes et environnementaux (voir section 2.1.5). Les systèmes basés sur le P300 ne nécessitent pas d'apprentissage des utilisateurs pour être utilisés [249]. Une partie de la population saine peut être cependant considéré comme "illettrée" [47] mais le système est considéré comme plus fiable que la MI et nécessite une charge mentale plus faible [64]. L'ERP nécessite une plus grande charge mentale que le *SSVEP* [64] mais s'avère moins fatigant à long terme car il ne force pas le cortex sensoriel à se synchroniser à des fréquences non-physiologiques [118].

2.1.4.2 BCI synchrone et asynchrone

Les systèmes BCI peuvent être séparés en deux groupes : machines *synchrones* ou *asynchrones*. Une BCI synchrone est liée à des indices sensoriels qui délimitent la tâche en plusieurs sections. Souvent cet indice est lié à la présence d'un stimulus utilisé pour générer une réponse physiologique. C'est le cas des ERP dont les stimuli peuvent être visuels, auditifs [121], tactiles [44], [143], ou une combinaison de plusieurs [5], [27] et indiquent à l'utilisateur quand il doit utiliser le système. L'utilisateur doit alors se concentrer sur sa tâche mentale de façon continue jusqu'à arrêt du système. A l'opposé, une BCI asynchrone permet à l'utilisateur de ne pas utiliser le système en continu ou de choisir lui-même quand il interagit avec le système où quand la tâche mentale est prise en compte par la machine. Cette dernière est alors potentiellement plus confortable pour l'utilisateur qui choisit son rythme d'utilisation. Cependant la BCI asynchrone nécessite soit de prendre en compte un état de *repos* lors de la classification [168], [192] soit d'utiliser un *switch* mental [42], [168], ce qui complexifie le système et réduit potentiellement sa fiabilité [238].

Le concept de BCI synchrone ou asynchrone s'étend par ailleurs aux systèmes multi-utilisateurs dans lesquels agissent simultanément l'ensemble des individus. Puisqu'il existe de multiples façons d'intégrer les signaux des différents cerveaux (e.g. classification indépendante ou simultanée, voir Chapitre 4) et de concevoir un paradigme d'interaction (e.g. dépendant ou inter-dépendant, voir section 2.1.3), la nomenclature synchrone/asynchrone peut paraître insuffisante. Quelques exemples parmi ces nombreuses possibilités d'interactions avec un système BCI multi-utilisateur ont été proposés par A. Nijolt, notamment entre la compétition et la coopération [182], et ont été déclinés pour intégrer la composante continue/discontinue [184].

Ainsi, avec notre objectif d'utiliser les BCI dans les expériences d'hyperscanning pour contrôler la synchronisation exogène, les BCI synchrones sont les plus appropriés. En outre, nous verrons dans le chapitre 3 comment nous intégrons au BCI synchrone utilisant les ERP un paradigme social et comment nous pouvons moduler la synchronie exogène des utilisateurs en jouant sur la temporalité des stimuli visuels (voir section 3.1.1).

2.1.5 BCI-P300 : application aux études hyperscanning

Le paradigme *oddball*² utilisé pour générer le potentiel évoqué P300 a été étudié de manière intensive lors des dernières décennies [249], [250]. Il dépend de moins de facteurs que celui de l'imagination motrice [179] et la réponse P300 pour une commande BCI possède de nombreux avantages qui sont compatibles dans le cadre d'une expérimentation hyperscanning, dont voici une liste des principaux :

- Les BCI basés sur le P300 ne nécessitent pas d'entraînement et peu d'instructions [250].
- Les différentes stratégies mentales ont une influence limitée sur la réussite de la tâche contrairement à l'imagination motrice (MI) [129], [130].

2. Le paradigme *oddball*, qu'on pourrait traduire en français par "rare" ou "dissonant", consiste à présenter une séquence imprévisible de plusieurs stimuli parmi lesquels un seul est d'intérêt (on dira ici, qu'il est *target* et les autres sont *non-target*). Un potentiel évoqué stéréotypé est produit par le cerveau environ 300ms après le stimulus d'intérêt, c'est le P300.

- Le paradigme oddball fonctionnant grâce à un stimulus attendu mais imprévisible, il est possible d’avoir un très grand nombre de symboles différents sans baisse de performance contrairement aux systèmes MI qui souffrent de l’augmentation de classes possibles [160].
- La stimulation intermittente est moins fatigante que la stimulation continue de type SSVEP.
- La temporalité des stimulations est un facteur contrôlé et chaque symbole possède une signature temporelle différente : on peut générer une synchronisation exogène si les sujets ont la même cible ou l’éviter en leur donnant des cibles différentes.

Ces caractéristiques en font un bon candidat en terme de facilité d’utilisation, de bande passante et de contrôle du stimulus.

Cependant, il faut noter que la réponse P300 est aussi dépendante de facteurs environnementaux. Son amplitude dépend par exemple de la motivation [142], de l’intelligence [126], ou encore de la puissance au repos dans la bande alpha [124]. Ainsi Polich [204] propose un modèle où la forme, l’amplitude et la latence du P300 sont influencées par la capacité de traitement du cerveau (stable pour un individu donné) et par le niveau d’attention (variable pour un même individu). Ce modèle permet d’expliquer la variabilité intra- et inter-sujet.

A notre connaissance, la réponse P300 en situation d’interaction sociale n’a pas fait l’objet d’analyse suffisante qui permettrait de faire un lien entre l’interaction sociale et une forme de modulation. Cependant il sera intéressant de savoir si les systèmes BCI sont plus efficaces quand les individus sont en interaction sociale.

A partir des arguments développés dans cette section, les systèmes BCI synchrones et particulièrement ceux basés sur des paradigmes oddball permettent un contrôle expérimental de la synchronisation exogène et endogène. En effet, nous avons vu que les interactions sociales se déclinent elles-mêmes en paradigmes qui correspondent à différentes relations entre les mécanismes de couplages endogènes et exogènes et que les BCI permettent de créer des paradigmes coopératifs ou compétitifs avec une interaction séquentielle au travers des BCI synchrones.

2.2 Genèse des signaux EEG

2.2.1 Introduction à la physiologie de l’EEG

L’activité du cerveau peut être mesurée de façon macroscopique à travers les champs électriques générés lors de son fonctionnement physiologique, en particulier, l’activité des groupes de cellules pyramidales, situées dans le néocortex, qui sont orientés perpendiculairement à la surface du cortex [180]. Du fait de leurs interactions locales en réseau et de leur densité, le fonctionnement de ces groupes de neurones est synchronisé sur de grandes distances ($<1\text{mm}$). Ils génèrent alors un dipôle électromagnétique équivalent [80], [188] dont le champ peut être mesuré à l’aide d’électrodes sur le scalp (composante électrique du dipôle) comme pour l’*électroencéphalographie* (EEG) ou à l’aide de magnétomètres (composante magnétique du dipôle) comme pour la *magnétoencéphalographie* (MEG) (voir

figure 2.2). On admet que les contributions des autres structures neuronales désordonnées s'annulent du fait de leur non-alignement [188].

Du fait des sillons du cortex, l'orientation des dipôles peut être dans n'importe quelle direction bien que l'on caractérise principalement deux formes : les dipôles radiaux localisés dans les gyri dont le vecteur électrique est perpendiculaire à la surface du scalp et les dipôles tangentiels localisés dans les sillons dont le vecteur électrique est tangentiel à la surface du scalp (Figure 2.3). On considère qu'à l'échelle des expériences (sur quelques heures, quelques jours voire quelques mois) ces structures neuronales sont spatialement stationnaires et que leur dipôle équivalent est unique à chaque groupe de cellules. Nous appelons ces dipôles équivalents, les *sources physiologiques* de l'activité cérébrale.

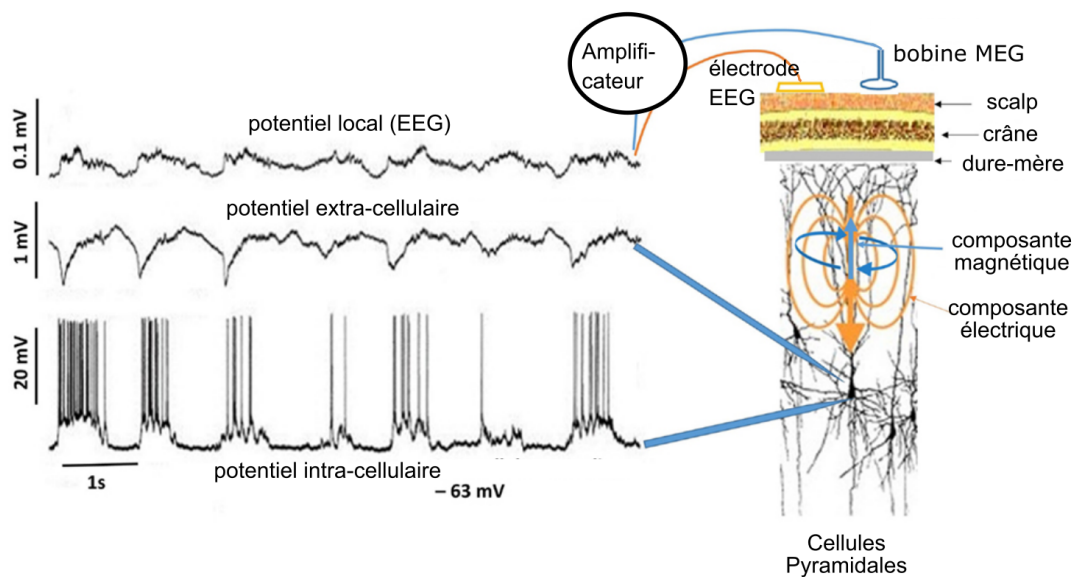


FIGURE 2.2 – Différentes modalités pour mesurer l'activité du cortex. On observe à droite des groupes de cellules pyramidales alignées formant un dipôle équivalent. À gauche, on observe différentes séries temporelles en fonction des modalités de mesure : l'activité intra-cellulaire est composée de potentiels d'action (bas) qui génèrent ensemble un potentiel extra-cellulaire (milieu). La structure pyramidale en fonctionnement forme l'activité mesurable par EEG ou MEG (haut) au travers du dipôle équivalent. Adapté de [2]

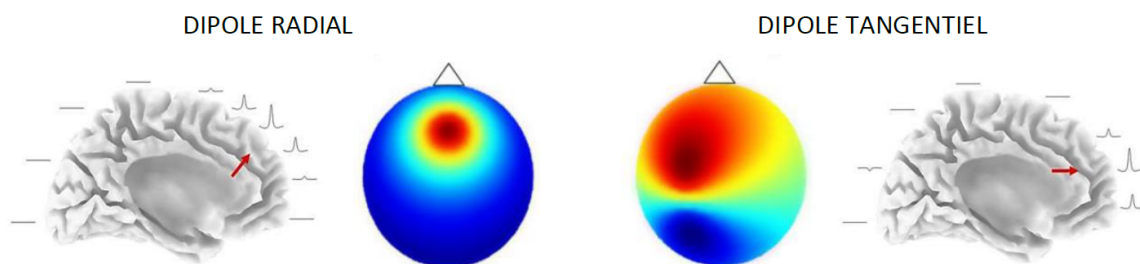


FIGURE 2.3 – Pour une même position et même puissance, l'activité mesurée d'un dipôle équivalent sur le scalp peut drastiquement varier en fonction de l'orientation. Les composantes suivantes du signal sont affectées : le motif spatial, visible en couleur (bleu=négatif, rouge=positif) et la forme du signal temporel. Adapté de [69]

2.2.2 Modèle et propriétés

Pour l'EEG, l'activité des P sources $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^P$ est mesurée au travers de N électrodes $\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^N$ placées sur le scalp à un intervalle spatial prédéfini (Figure 2.4) par convention³. Les observations dépendent ainsi des sources soumises à une *fonction de transfert* inconnue $\mathcal{A}(\cdot)$ affectées des propriétés physiques du milieu qui, elles, sont connues :

- La localisation et l'orientation des sources sont stables au cours du temps [80], seule l'intensité de l'activité change.
- L'effet inductif entre les sources et les tissus est négligeable au dessous de 1 MHz [188].
- Les tissus ont une capacité électrique négligeable pour des signaux en dessous de 40 Hz [188].

Ces propriétés justifient l'utilisation d'un modèle de conduction volumique purement résistif [216] et on applique le *principe de superposition* pour modéliser la relation entre les sources $\mathbf{s}(t)$ et les observations $\mathbf{x}(t)$ telle que $x_j(t) = \sum_{i=1}^P a_{i,j} s_i(t)$ avec $j \in \{1 \dots N\}$, où i, j sont les indices des sources et des électrodes, respectivement et $a_{i,j}$ un scalaire.

Autrement dit, la fonction de transfert linéaire et instantanée $\mathcal{A}(\cdot)$ est une matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times P}$ qu'on appelle *matrice de mélange* telle que

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (2.1)$$

où $\mathbf{n}(t) \in \mathbb{R}^N$ est le bruit de capteur (voir section suivante).

La forme (2.1) est la base théorique de l'approche *séparation de sources* qui cherche explicitement à retrouver \mathbf{A} (ou son inverse) dont nous verrons l'état de l'art dans la section 2.4. C'est un cas particulier de l'approche générale de *filtrage spatial* que nous verrons dans la section 2.3.2. Dans ces travaux, nous ferons la distinction entre la *séparation de sources* et les autres méthodes de *filtrage spatial* qui visent à extraire des *caractéristiques* du signal (pas forcément des sources physiologiques). Pour ces dernières l'interprétation est alors soumise à caution mais elle servent d'autres objectifs comme faciliter la classification.

L'EEG est caractérisé par des rythmes dont la fréquence est continue et informative entre 0.01 et 50Hz [119], [180]. Sa puissance spectrale décroît de façon quasi-monotone avec la fréquence. Les rythmes cérébraux sont classés en fonction des bandes de fréquences, par exemple, les rythmes alpha (entre 8Hz et 12Hz), bêta (entre 13Hz et 30Hz) et delta (<4Hz) pour ne citer que les plus connus. Des variations de ces rythmes par rapport au repos⁴ sont associées à des états comportementaux types tel que la fatigue, le sommeil, la concentration, une activité motrice, etc. [20], [127], [151].

3. Bien qu'il n'existe pas de norme en EEG, certaines conventions sont nommées d'après l'intervalle spatial qui sépare les électrodes entre elles [131]. Par exemple pour la convention "10/20", les électrodes sont mutuellement séparées de 10% ou 20% de la taille totale du scalp. Plus particulièrement 20% dans l'axe gauche-droite (5 électrodes au total), 20% dans l'axe fronto-temporal (5 électrodes au total) donnant une séparation de 10% axialement (au total 10 électrodes en tour de tête). Nous utiliserons particulièrement une variante de la convention "10/10" [189], voir Section 3.1.3

4. L'état de repos est quand l'utilisateur est éveillé, pleinement conscient, les yeux ouverts, et qu'il ne fait pas de tâche en particulier. L'activité cérébrale dans cet état est considéré comme la ligne de base d'un individu donné ce qui permet d'étalonner les observations indépendamment des variations inter-sujets.

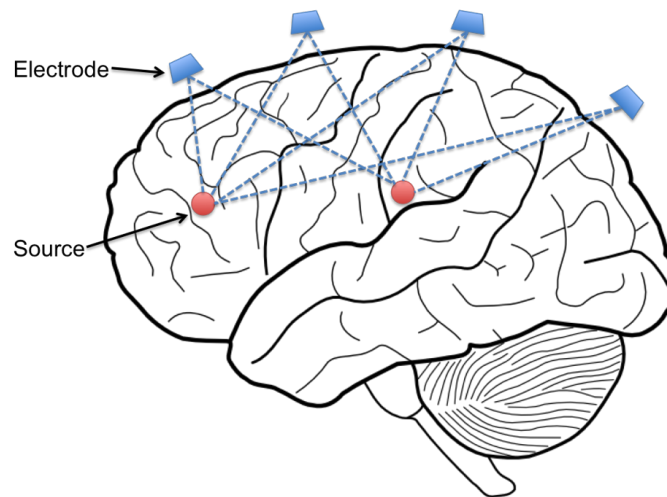


FIGURE 2.4 – L'activité $\mathbf{x}(t)$ mesurée par les électrodes sur le scalp (en bleu) est un mélange de l'activité $\mathbf{s}(t)$ de différentes sources (en rouge). La transformation est considérée comme linéaire instantanée (conduction volumique purement résistive) et fait intervenir une matrice de mélange spatiale \mathbf{A} , voir équation (2.1).

Du fait de la conduction volumique dont l'effet se fait sur de grandes distances, la résolution spatiale de l'EEG est relativement faible en comparaison des autres méthodes de mesures telle que l'IRMf. D'autre part, les activités des sources localisées dans les couches non-superficielles du cortex et/ou dans les sillons seront grandement atténuées [3]. Même si le nombre d'électrodes en EEG est relativement faible (quelques dizaines pour les EEG classiques à plusieurs centaines pour les EEG haute-densité) en comparaison de tous les phénomènes électrophysiologiques du cortex, on considère que le nombre P de sources estimables est de l'ordre de grandeur du nombre N d'électrodes ($P \leq N$) [69], [83], [164]. En réalité il existe bien plus de sources que nous avons de capteurs ($N \ll P$) et nous levons en partie l'indétermination en choisissant avec parcimonie les données que nous exploitons, par exemple en utilisant le fait que toutes les sources ne sont pas actives au même moment. Dans la pratique, on observe toujours une partie de l'activité cérébrale qui ne peut pas être associée à une source en particulier, c'est un mélange de sources liées à l'activité normale du cerveau. On qualifie ce mélange comme *activité continue* du cerveau.

2.2.3 Bruits, perturbations, et composantes parasites

Si la relation (2.1) est bien valable pour l'activité des groupes de cellules pyramidales ayant un dipôle équivalent (Section 2.2.1), les électrodes mesurent aussi d'autres phénomènes. Ces autres phénomènes peuvent être séparés en deux groupes que nous détaillerons :

- Un *bruit physiologique* qui n'est pas produit directement par l'activité cérébrale mais par d'autres sources électro-physiologiques comme le système cardiovasculaire, l'activité musculaire, l'activité oculaire, etc.
- Le *bruit de capteur* ou le *bruit de mesure* dans lequel on englobe l'ensemble des autres perturbations telles que le *artéfacts* dus aux déplacements mécaniques des électrodes, les interférences par des équipements électriques, et des perturbations

physiologiques modifiant les propriétés du substrat (par exemple la respiration et la pression sanguine modifient dynamiquement l'impédance des tissus).

2.2.3.1 Bruits physiologiques

Le cœur génère notamment un champ électrique propre modélisable par un dipôle rotatif dont la mesure est l'électrocardiogramme (ECG). C'est un signal pseudo-périodique dont le spectre se superpose avec celui de l'EEG dans la bande 2-20 Hz (Figure 2.5D). Ce signal peut en général être annulé ou réduit avec un choix de référence électrique approprié. Ce signal génère une résultante mécanique sur les électrodes du fait de la variation de pression sanguine dans les couches superficielles du scalp.

Les muscles génèrent un potentiel électrique, mesurable par électromyogramme (EMG), en surface de la peau. L'EEG y est particulièrement sensible, dû à la présence des muscles de la mâchoire qui s'insèrent sous une grande partie du scalp dans la zone fronto-temporale (Figure 2.5C).

Lors de leurs mouvements, les yeux génèrent une forte différence de potentiel électrique mesurable par l'électrooculographie. Ainsi les clignements ou les rotations oculaires entraînent une activité électrique parasite dont le spectre se superpose en particulier à l'activité EEG dans les basses fréquences (Figure 2.5A-B). Ce sont les perturbation physiologiques les plus invasives avec des potentiels pouvant dépasser les 100 μV dans le cas des clignements (Figure 2.5A).

On considère que ces bruits physiologiques respectent la relation linéaire (2.1), dès lors ce sont des sources qui pourront être extraites avec les mêmes méthodes que les sources EEG (e.g. filtrage spatial ou séparation de sources).

2.2.3.2 Bruit de mesure

Les autres formes de perturbations sont nombreuses. On observe par exemple très souvent des perturbations électriques dues aux équipements en fonctionnement résultant d'un signal périodique de 50Hz. Les électrodes EEG sont sensibles aux déplacements ou aux chocs, il n'est pas rare de mesurer une discontinuité dans le signal quand cela arrive. Le bruit instrumental existe mais il peut être considéré comme négligeable pour les équipements de qualité médicale ($<1 \mu V$). Enfin, il peut exister des perturbations physiologiques qui ne répondent pas à la relation linéaire (2.1). L'ensemble de ces perturbations est modélisé par le bruit $\mathbf{n}(t)$.

2.3 Classification d'EEG

2.3.1 Principes

Les systèmes BCI utilisent des motifs discriminants de l'activité cérébrale (ou d'une mesure indirecte de l'activité cérébrale, voir section 2.2) pour les traduire en action voulue

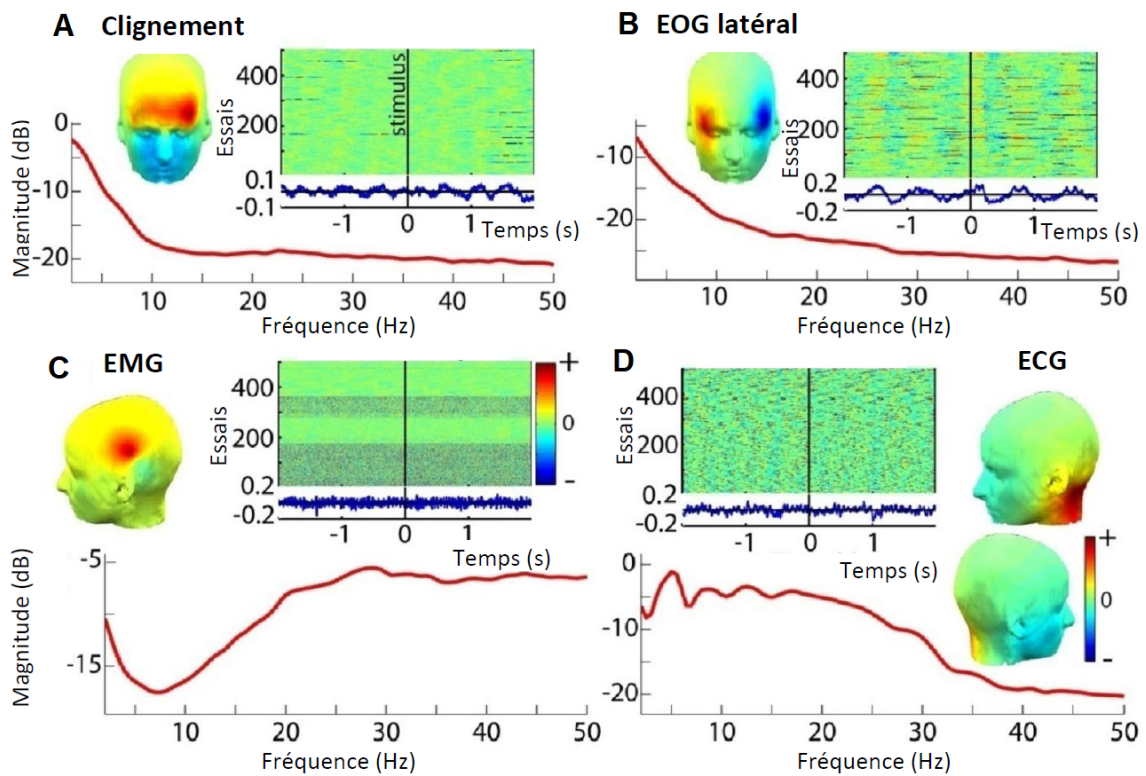


FIGURE 2.5 – Quelques exemples de sources de bruit physiologique présentés dans [166]. Pour chaque source de bruit physiologique, on observe sa contribution spatiale (modèle de tête) et sa densité spectrale de puissance (en rouge). On observe leur effet sur 480 essais d'une expérience avec un stimulus répété (vert=pas de perturbation, rouge/bleu : perturbation de la mesure), et l'effet moyen en bleu. Voir texte pour détails.

par l'utilisateur. Pour ce faire, la chaîne BCI consiste traditionnellement à prétraiter les données, y extraire des *caractéristiques* discriminantes qui seront ensuite classifiées ou régressées (figure 1.10). Le résultat de classification sert à commander le système et est interprété en fonction de la *stratégie d'interaction* (pour les commandes discrètes) et/ou la *loi de commande* (pour les commandes continues).

Dans cette section, nous nous concentrons sur les problématiques liées à l'extraction de caractéristiques et à la classification des signaux EEG-ERP. Ces approches nous seront utiles dans le Chapitre 4 avec notre contribution sur les classifieurs riemanniens multi-utilisateurs.

2.3.2 Extraction de caractéristiques

L'approche la plus commune pour les systèmes BCI EEG est de séparer l'activité cérébrale en courtes fenêtres (parfois appelées *epoch*). Leur durée est un compromis entre la réactivité de l'interface BCI et la nécessité de bien estimer les statistiques des signaux. Ainsi l'activité cérébrale mesurée par N capteurs $\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^N$ est ré-échantillonnée en K fenêtres de T échantillons : $\mathbf{X}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$. Ces segments peuvent être alignés à des événements spécifiques (i.e. un stimulus, un indice sonore ou visuel, etc.) pour les BCI synchrones, ou sont échantillonnés à intervalles réguliers pour les BCI asynchrones (voir section 2.1.4.2). Le but de la classification est d'assigner à \mathbf{X}_k une classe y_k parmi un ensemble discret \mathcal{C} de classes. A noter que certaines BCI utilisent plutôt une approche de régression où l'activité \mathbf{X}_k est inférée à un état continu possiblement multidimensionnel, par exemple des coordonnées x-y-z pour l'activité imaginée d'une main [4] mais ce ne sera pas l'objet de cette section.

Au vu de la complexité des signaux EEG, trouver des caractéristiques discriminantes est une tâche compliquée [160]. En fonction du paradigme utilisé (voir section 2.1.4.1), nous pouvons utiliser certaines connaissances physiologiques des signaux mesurés : la localisation spatiale, l'amplitude, la fréquence, la réponse temporelle [249], [250], etc..

Dans cette section nous verrons en particulier l'extraction des caractéristiques à partir de leur propriétés spatiales. Cette approche est notamment utilisée pour l'*imagination motrice* (MI) où une action motrice imaginée module positivement l'activité dans le cortex moteur [249] contralatéral correspondant. Par exemple, un mouvement imaginé de la main droite entraîne une activité caractéristique dans le cortex moteur gauche (et vice versa). Dans ce cas, une stratégie de classification consiste à localiser l'activité motrice engagée afin de déterminer si l'utilisateur imagine un mouvement de sa main droite ou de sa main gauche (i.e., $\mathcal{C} = \{\rightarrow, \leftarrow\}$). Cette classe de méthode s'appelle le filtrage spatial.

2.3.2.1 Filtrage Spatial

L'une des approches les plus courantes pour l'extraction de caractéristiques en BCI est d'estimer un *filtre spatial* linéaire $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{N \times N}$. En utilisant la redondance de l'information discriminante entre les capteurs, le filtrage spatial combine le signal en composantes spatiales. Certaines de ces composantes améliorent la séparabilité des différentes classes et seront utilisées pour entraîner le classifieur, les autres composantes sont rejetées parce

qu'elles contiennent le *bruit* et la contribution non-discriminante de l'activité cérébrale (i.e. l'activité continue du cerveau). En effet, dans un sous-espace ne comprenant que les composantes informatives, la tâche d'apprentissage d'un classifieur est plus aisée [38], [100]. Idéalement, on cherche un filtre \mathbf{W}_s tel que

$$\mathbf{W}\mathbf{X}_k = [\mathbf{W}_s \ \mathbf{W}_n]^T \mathbf{X}_k, \quad (2.2)$$

où $\mathbf{W}_s \in \mathbb{R}^{N \times P}$ sont des filtres spatiaux correspondant aux composantes informatives pour la classification et $\mathbf{W}_n \in \mathbb{R}^{N \times N-P}$ correspondant aux composantes qui n'amènent pas d'information pour la classification (bruit et activité continue). Ce problème est plus généralement un problème de factorisation de matrice et, sans contrainte, il possède une infinité de solutions. En particulier, le filtrage consiste à appliquer P filtres linéaires intégrés dans les colonnes de la matrice $\mathbf{W}_s = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_P]$, en sorte d'obtenir les composantes

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{W}_s^T \mathbf{X}_k \quad (2.3)$$

où $\mathbf{Y}_k \in \mathbb{R}^{P \times T}$ sont des *composantes* ou *caractéristiques* dont les propriétés permettent d'améliorer la séparabilité des données.

L'un des exemples les plus communs des filtres linéaires est l'*analyse en composantes principales (PCA)* pour laquelle on construit \mathbf{W}_s avec les P vecteurs propres de la matrice de covariance de données possédant les plus grandes valeurs propres. Dans ce cas, l'ambiguïté sur la factorisation matricielle est levée en imposant une contrainte d'orthogonalité entre les composantes extraites ($\mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}$, avec $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ la matrice identité où les seuls éléments non nuls sont unitaires et sur la diagonale). Plus précisément, la première composante (ligne) de \mathbf{Y}_k (2.2) contient le maximum de variance du signal, la seconde le maximum de variance du signal sous contrainte d'être orthogonale à la première et ainsi de suite. Cependant les composantes principales ne contiennent pas d'information suffisante pour la classification, donc la PCA est plutôt utilisée pour réduire la dimension des données avant d'appliquer un filtre plus spécifique [74]. Cela s'explique, entre autre, par deux problèmes imposés par la PCA :

- D'autre part, la PCA repose sur l'hypothèse que les composantes ayant une faible variance sont non-informatives. Cependant, certains artéfacts possèdent une forte variance et ne seront pas rejetés. D'autres composantes peuvent avoir une très faible variance, tels que les potentiels évoqués, et risquent d'être rejetés. La variance seule ne garantit donc pas une amélioration de la séparabilité des données.
- D'autre part, la décomposition matricielle est effectuée sur une seule matrice de covariance, or la classification intervient entre plusieurs classes et ainsi la PCA ne fait pas intervenir explicitement la notion de *séparabilité des données*.

Par extension du PCA, et afin d'apporter une solutions à ces deux problématiques, un filtre très utilisé en BCI est le *CSP (Common Spatial Pattern)* introduit par [205] où l'on veut plutôt maximiser le ratio de variances entre deux classes de signaux EEG (i.e. $\mathcal{C} = \{a, b\}$). Pour cela, les classes sont représentées par leurs matrices de covariance $\Sigma^{(a)}$ et $\Sigma^{(b)}$, respectivement pour la classe a et la classe b , qu'on dira *stéréotypées*⁵. Alors, on

5. On parlera de signaux stéréotypés, ou de matrices de covariance stéréotypées lorsque qu'ils seront un représentant d'une classe donnée. Le terme "stéréotypé" inclut la notion de stéréotype, c'est-à-dire, le fait qu'il existe une variabilité intra-classe mais qu'elle est ignorée par choix. Dans le cas des matrices de covariance, il est intéressant de noter qu'il est par exemple possible de construire un stéréotype en prenant l'ensemble des réalisations concaténées, ou encore de moyennner les matrices de covariances construites sur

veut trouver les filtres spatiaux $\mathbf{w}_i \in \mathbb{R}^{N \times 1} (1 \leq i \leq P)$ tels que

$$\mathbf{w}_i = \operatorname{argmax}_{\mathbf{w}_i} \frac{\mathbf{w}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{(a)} \mathbf{w}_i}{\mathbf{w}_i^T \boldsymbol{\Sigma}^{(b)} \mathbf{w}_i}. \quad (2.4)$$

Dans ce cas, on tombe sur un problème de factorisations simultanées dont une solution est une décomposition en valeur propre généralisée (qui est aussi une diagonalisation conjointe de deux matrices). On a alors $\boldsymbol{\Sigma}^{(a)} \mathbf{u}_j = \lambda_j \boldsymbol{\Sigma}^{(b)} \mathbf{u}_j$, $\forall j \in \{1 \dots N\}$, où λ_j et \mathbf{u}_j sont respectivement les valeurs et vecteurs propres de $\boldsymbol{\Sigma}^{(b)^{-1}} \boldsymbol{\Sigma}^{(a)}$ rangés par ordre décroissant. Bien que ce problème admette aussi une infinité de solutions, on peut fixer une contrainte unitaire sur les vecteurs propres, telle que $\mathbf{u}_j (\boldsymbol{\Sigma}^{(a)} + \boldsymbol{\Sigma}^{(b)}) \mathbf{u}_j^T = 1$.

Pour cela, on prend les $\frac{P}{2}$ paires de vecteurs propres \mathbf{u}_j ayant les valeurs propres généralisées extrema qui maximisent mutuellement le ratio (2.4) [160]. Les paires ayant des valeurs propres intermédiaires sont rejetées car elles correspondent à un ratio de puissance intermédiaire, i.e. qui ne n'augmentent pas significativement la séparabilité entre les classes (c'est le cas pour les composantes de l'activité qui sont présent identiquement entre les deux classes). Ainsi, le filtre spatial est construit par concaténation de ces vecteurs tel que $\mathbf{W}_s = \left[[\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_N], [\mathbf{u}_2, \mathbf{u}_{N-1}], \dots, [\mathbf{u}_{\frac{P}{2}}, \mathbf{u}_{N-\frac{P}{2}+1}] \right]$. L'effet sur la distribution des données est présenté dans la Figure 2.6.

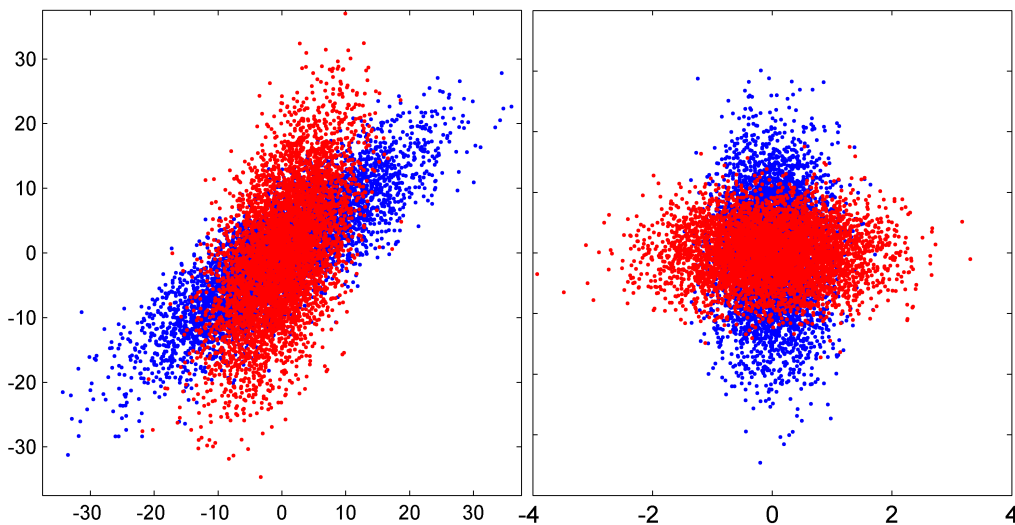


FIGURE 2.6 – Structure spatiale de données corrélées dans deux classes distinctes (rouge et bleue). La figure de gauche montre que la distribution spatiale des observations \mathbf{x}_1 (abscisses) et \mathbf{x}_2 (ordonnées). Le CSP (à droite) applique une rotation et un étirement des données qui maximise la variance de la classe rouge tout en minimisant la variance de la classe bleu selon la première composante (abscisses). La seconde composante (ordonnées) maximise la variance de la classe bleu tout en minimisant la variance de la classe rouge.

les fenêtres de réalisation, etc. Le problème de construction d'un "bon" stéréotype est non-trivial, et bien qu'il soit passionnant, il ne sera pas abordé directement dans ce manuscrit. Nous prendrons la notation d'exposant entre parenthèse pour expliciter la classe.

2.3.2.2 Limitations

Ce genre de méthode repose sur l'*estimation* des matrices de variance-covariances spatiales stéréotypées, par exemple

$$\Sigma^{(c)} = \text{Cov}(\mathbf{X}^{(c)}) \in \mathbb{R}^{N \times N}, \forall c \in \mathcal{C}, \quad (2.5)$$

où $\mathbf{X}^{(c)}$ sont les matrices embarquant des propriétés stéréotypées des signaux pour chacune des classes : par exemple on peut concaténer les fenêtres de classes correspondantes, dans ce cas $\mathbf{X}^{(c)} \in \mathbb{R}^{N \times TK}$. Cependant nous observons d'ores et déjà que l'équation (2.4) possède des hypothèses fortes :

- Le signal est exhaustivement défini par ses statistiques du second ordre (variance et covariance) car les statistiques d'ordre supérieur sont ignorées.
- Seule l'information spatiale est discriminante pour la tâche en cours (e.g. la séquence temporelle des échantillons n'a pas d'importance).
- Le signal est supposé *stationnaire* dans les matrices $\mathbf{X}^{(c)}$ utilisées.

De plus, même si l'ensemble de ces hypothèses est respecté, la limitation principale du filtrage spatial est que \mathbf{W}_s est spécifique aux données sur lesquelles il est entraîné. Il est donc sensible à des variations dans la distribution spatiale des sources. Le CSP est donc sous-performant en situation d'*apprentissage par transfert*, c'est à dire quand les données d'entraînement du classifieur proviennent d'une autre session (inter-session) ou d'un autre utilisateur (inter-sujet).

En effet tout déplacement d'électrode(s) ou modification de l'impédance des électrodes entraîne une transformation linéaire $\mathbf{A}' \in \mathbb{R}^{N \times N}$ sur les observations telles que $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}'\mathbf{A}\mathbf{s}(t)$. Dès lors, toute matrice \mathbf{W}_s qui aurait été apprise à partir de \mathbf{A} ne permettrait plus d'obtenir les caractéristiques optimales (qui dépendent maintenant de $\mathbf{A}'\mathbf{A}$). De plus, après transformation, les composantes rejetées par \mathbf{W}_n peuvent dorénavant embarquer du signal utile qui sera perdu. C'est pourquoi, il est pertinent d'employer un cadre qui est robuste à un changement dans la matrice de mélange spatial et/ou qui ne nécessiterait pas une réduction de dimensionnalité ($P = N$). Ces deux propriétés sont notamment obtenues en utilisant des *classifieurs métriques riemanniens* que nous introduirons après un rappel de l'intérêt des *classifieurs*.

2.3.3 Classifieurs

2.3.3.1 Principe

Une fois les caractéristiques représentatives extraites, il faut établir une stratégie pour déterminer la classe des fenêtres associées. Dans le cas général, c'est le but d'une fonction $h(\cdot)$, qu'on appelle classifieur. Cette fonction permet d'obtenir une classe estimée

$$\hat{y}_k = h(\mathbf{Y}_k) \in \mathcal{C}. \quad (2.6)$$

$h(\cdot)$ peut intégrer plusieurs types de caractéristiques issues de différents filtres (e.g. caractéristiques spatiales, temporelles, fréquentielles) alors concaténés dans \mathbf{Y}_k qui sera de dimension arbitraire C en fonction du nombre de composantes considérées "utiles" par

l'utilisateur (e.g. $C = P \times T$ dans le cas des filtres spatiaux vu précédemment). Les méthodes d'*apprentissage* du classifieur, i.e. l'estimation des paramètres de cette fonction, peuvent être soit *supervisées* soit *non-supervisées* [22], [138]. Dans nos travaux nous nous concentrons sur les méthodes supervisées, c'est-à-dire que nous avons accès aux vraies classes y_k du set d'entraînement. Pour évaluer la performance des classifieurs tout au long de ces travaux nous utilisons les méthodes standards de validation-croisée telle que le bootstrap [38], [89].

2.3.3.2 Entraînement de classifieur

Le but de cette étape est d'estimer les paramètres de la fonction du classifieur $h(\cdot)$. Pour cela, nous avons besoin de données d'entraînement qui sont étiquetées avec les "vraies" classes y_k ⁶. Nous générons donc des paires de caractéristiques et étiquettes (\mathbf{Y}_k, y_k) . L'une des approches pour estimer les paramètres est de minimiser l'erreur de prédiction au sens des *moindres carrés*, telle que

$$h(\mathbf{Y}_k, \theta) = \operatorname{argmin}_{\theta} \sum_k \|y_k - h(\mathbf{Y}_k)\|^2. \quad (2.7)$$

C'est donc un simple problème de régression qui, dans le cas linéaire, possède une solution triviale

$$\mathbf{w} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{w}} \sum_k \|y_k - \mathbf{w}^T \mathbf{Y}_k\|^2. \quad (2.8)$$

avec $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^C$ où C est le nombre de composantes. L'exemple le plus courant de classifieur linéaire pour deux classes est l'apprentissage d'un LDA (*Linear Discriminant Analysis*). Ce classifieur consiste à trouver un hyperplan qui maximise la distance entre les points des deux classes tout en minimisant la variance intra-classe (voir Figure 2.7).

La simplicité du LDA est un avantage si les caractéristiques sont séparables linéairement comme dans l'exemple de la figure 2.7. Cependant, dès que la distribution des caractéristiques est non-linéaire ou que les classes se chevauchent (par exemple dans la figure 2.6), l'approche est sous-optimale [100]. De plus, comme pour les approches de filtrage spatial, le LDA est sensible à des variations dans les caractéristiques rendant l'apprentissage par transfert peu efficace. Cela dit, l'approche CSP+LDA et leur variantes respectives, sont encore très largement utilisées dans la littérature en BCI [160].

2.3.3.3 Classifieurs métriques

Les classifieurs métriques sont des classifieurs qui basent leur classification sur les propriétés relatives des points dans l'espace plutôt que d'apprendre un hyperplan (ou plus généralement de faire une régression sur les caractéristiques). L'avantage est que ces classifieurs sont définis exhaustivement par la métrique choisie, par exemple la distance

6. La notion de "vraies" classes est à mettre en perspective par rapport à la qualité intrinsèque de la base de données utilisée pour l'entraînement et, plus particulièrement, la fiabilité de son étiquetage. En effet, sauf dans certains cas comme celui des données simulées ou celui des données sans ambiguïté, les étiquettes peuvent posséder un certain nombre d'erreurs. C'est d'ailleurs l'un des intérêts des méthodes non-supervisées.

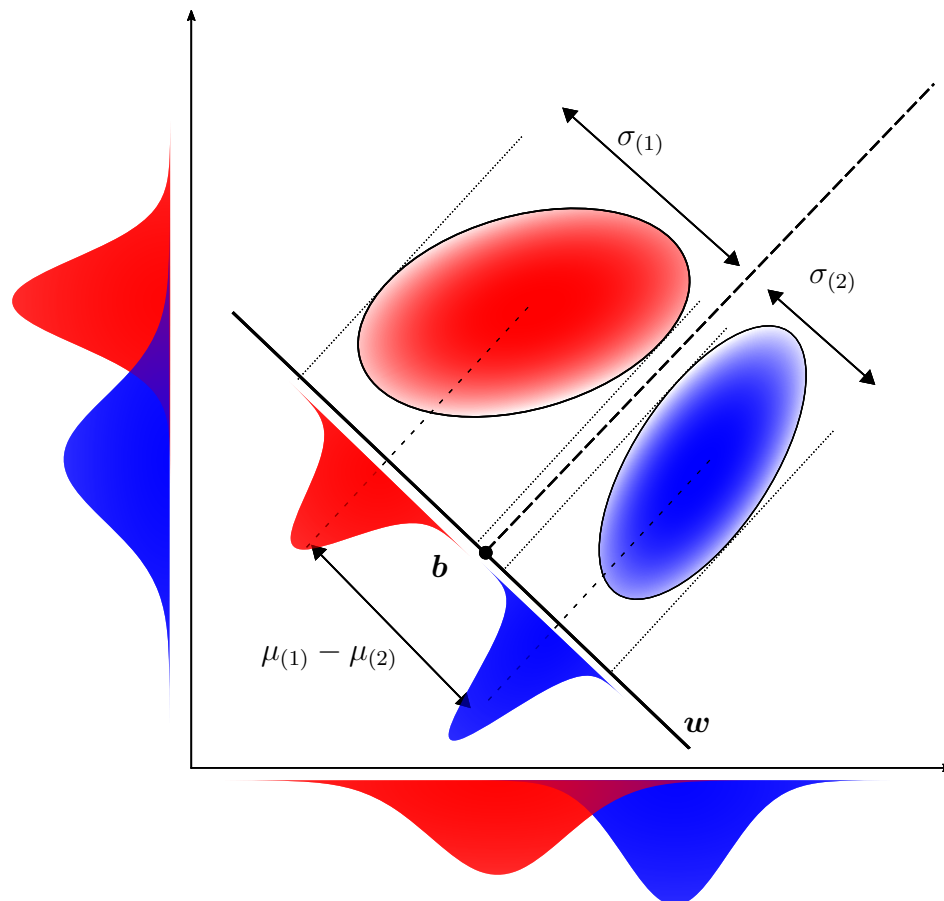


FIGURE 2.7 – Pour deux distributions de données (rouge et bleu), le LDA permet de trouver une séparation linéaire grâce au vecteur perpendiculaire w (et le seuil b) définissant le (hyper)plan (ici la ligne noire hachurée) qui minimise à la fois les variances intra-classe $\sigma_{(1)}$ et $\sigma_{(2)}$ tout en maximisant la distance inter-classe $\mu_{(1)} - \mu_{(2)}$.

euclidienne entre les points. C'est le cas par exemple des *k plus proches voisins* (kNN), des *K-moyennes* ou encore du *minimum de distance à la moyenne* (MDM) [38].

L'avantage de ce type de classifieur est leur simplicité et leur extension est aisée à plus de deux classes. Comme nous l'avons vu, certaines approches d'extraction de caractéristiques visent à rendre les données séparables linéairement. Or cette étape peut être évitée ou simplifiée s'il existe une variété *naturelle* munie d'une métrique avec laquelle les données sont séparables. Les classifieurs métriques peuvent alors séparer des données ayant des structures complexes (e.g. Figure 2.8). Cependant leur performance dépend directement de la résolution de l'espace échantillonné et ils fonctionnent mieux quand un très grand nombre de points d'entraînement sont disponibles [38].

Dans le cas des signaux EEG, le nombre d'électrodes se compte en dizaines, et le nombre de composantes C qui détermine la dimension de l'espace peut être important. Dès lors, il devient coûteux, à la fois en terme de mémoire et en terme d'opérations, d'échantillonner l'espace avec un très grand nombre de points. C'est pourquoi certains classifieurs métriques comme le MDM, échantillonnent l'espace uniquement à l'aide des candidats les plus informatifs : le barycentre des classes $\bar{\Sigma}(c)$. Ainsi, on peut assigner la classe y_k à chaque point Σ_k tel que

$$y_k = \underset{c}{\operatorname{argmin}} \delta(\Sigma_k, \bar{\Sigma}(c)) \quad \forall c \in \mathcal{C} \quad (2.9)$$

où δ est une distance (par exemple la distance euclidienne) et $\bar{\Sigma}(c)$ sont les représentants de ces classes c . Les barycentres, qui dépendent de la métrique choisie (moyenne arithmétique, moyenne pondérée, moyenne harmonique, médiane, etc.), capturent des propriétés spécifiques de la population des points. Il est possible d'appliquer très simplement ce type de classifieur quand les points appartiennent à une variété riemannienne munie d'une métrique de Fisher qui est la métrique naturelle des matrices de covariance (i.e., des matrices symétriques définies positives).

2.3.4 La géométrie riemannienne

La *géométrie riemannienne* (RG) est une branche de la géométrie différentielle qui propose d'étudier les points dans une variété dont la courbure est localement différentiable. Une variété riemannienne est dotée d'une métrique qui permet de définir les notions de géodésique, de distance, d'angle, etc. [35]. Ces métriques étant locales, les mesures sur cette variété dépendent du point de référence. N.N. Cencov a proposé en 1982 [52] d'utiliser une variété riemannienne munie de la *métrique de Fisher* (FIM) comme une variété statistique dans laquelle chaque point est une mesure de probabilité définie dans un espace probabiliste commun : l'information de Fisher (aussi appelée *géométrie de l'information*). Cette variété est l'espace naturel des espaces statistiques du second ordre (dont fait partie la matrice de covariance) et possède une distance et une géodésique dérivées de cette métrique. Par abus de langage, nous ferons parfois référence dans ces travaux à la *distance riemannienne* en sous-entendant qu'elle est dérivée de la FIM (bien qu'il existe d'autres métriques riemannienne). La géométrie de l'information a été popularisée par S. Amari dont les contributions théoriques et pratiques sont rassemblées dans le livre de référence *Methods of Information Geometry* (2000) [8]. On retrouve un très grand nombre d'applications de cette méthode en imagerie IRM de diffusion [97], en imagerie radar [26], en

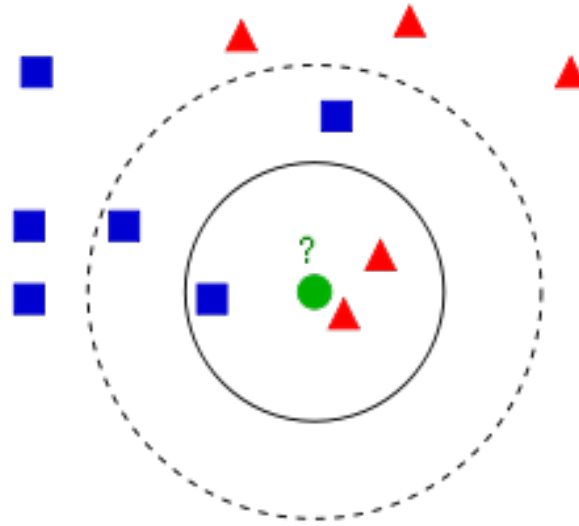


FIGURE 2.8 – Le classifieur des k plus proches voisins associe chaque nouveau point inconnu (en vert) à la classe majoritaire parmi les k plus proches voisins déjà classifiés. On remarque dans ce cas que pour $k=3$, le point vert est associé à la classe des triangles rouges alors que si $k=5$, la classe associée est au contraire celle des carrés bleus. La performance de ce type de classifieur métrique est proportionnel à la résolution de l'espace échantillonné : plus le nombre de points d'entraînement est important, plus la classification est précise. En contrepartie, plus la résolution est importante, plus la quantité de données stockées et d'opérations est importante.

traitement de l'image [84], [239], etc.

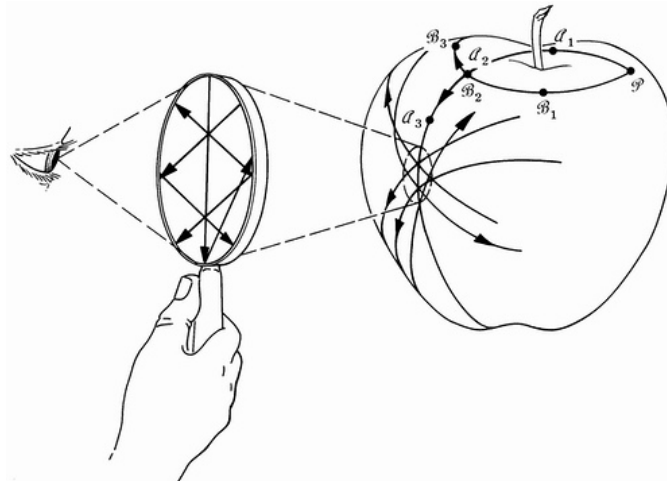


FIGURE 2.9 – En géométrie différentielle, la notion de référence est essentielle. La pomme possède une surface courbe et hétérogène. La distance réelle entre chaque point sur la pomme est calculée en prenant le chemin le plus court sur la surface, aussi appelé géodésique (les lignes noires épaisses). Pour un observateur regardant localement la surface de la pomme, ces observations sont cependant équivalentes à un espace euclidien où la surface est un plan tangent (ici indiqué par la loupe).

2.3.4.1 Application à l'EEG

Pour l'EEG, la première application à notre connaissance a été proposée par Y. Li et al. en 2009 pour la détection de phase du sommeil [154] et la première application pour les BCI a été introduite à Grenoble par A. Barachant et al. [23]. Aujourd'hui, ces méthodes sont devenues une référence grâce à d'excellentes performances en classification [25], de bons résultats en apprentissage par transfert [22], [256], et leur simplicité [73]. Récemment, la géométrie riemannienne a permis de repousser les limites en classification de données EEG ou MEG ; les dernières compétitions mondiales en apprentissage automatique comme DecMeg2014⁷, BCI Challenge NER 2015⁸, Grasp-and-Lift EEG Detection 2015⁹, Microsoft Decoding Brain Signals 2016¹⁰ ont été dominées par des équipes utilisant la RG [22], [25].

Une façon d'appliquer la RG à la classification d'EEG est de représenter chaque fenêtre de données $\mathbf{X}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$, préalablement centrées, par sa matrice de covariance spatiale $\Sigma_k \in \mathbb{R}^{N \times N}$ qui comprend les moments du second ordre (la variances et les covariances). Dans l'approche géométrique, chaque matrice de covariance est un point sur la variété qui est munie de la FIM. On définit les concepts suivants, dont les définitions sont détaillées en Annexe A. :

- la géodésique Γ : le chemin le plus court entre deux points,
- la distance riemannienne δ_R ,
- la *moyenne géométrique* ou *barycentre* \mathfrak{G} le point qui minimise l'ensemble des distance riemannienne aux points Σ_k .

La performance de la géométrie riemannienne peut s'expliquer par certaines de ses propriétés qui sont très utiles pour la classification d'EEG [73]. En particulier, *l'invariance par congruence*, est telle que pour deux points Σ_1 et Σ_2 sur la variété qui est un groupe de Lie de dimension n (noté $GL(n)$), on a pour tout matrice de mélange \mathbf{A} :

$$\delta_R(\Sigma_1, \Sigma_2) = \delta_R(\mathbf{A}\Sigma_1\mathbf{A}^T, \mathbf{A}\Sigma_2\mathbf{A}^T) \in GL(n). \quad (2.10)$$

Ainsi les distances deux à deux sont préservées même lorsque la matrice de mélange \mathbf{A} est modifiée. Les classifieurs reposant sur les distances relatives entre les points tels que les classifieurs métriques ne perdent pas en performance si toutes les données subissent une même transformation linéaire. Dans le cas des EEG, cette transformation linéaire peut être causée par un changement dans l'impédance des électrodes, un déplacement des électrodes, etc. Par ailleurs, il est possible d'apprendre des classifieurs séparant les données avant la transformation linéaire, grâce à l'invariance par congruence, les points ne subiront alors qu'une rotation (voir Figure 2.10). De plus, certaines approches visent à retrouver cette rotation afin de rendre l'apprentissage par transfert encore plus efficace [104], ce qui permet de pallier à une partie des problématiques de l'apprentissage par transfert [72]. Sur la base de ces avantages nous utiliserons les classifieurs métriques MDM munis d'une distance riemannienne (2.9) comme base pour la classification des signaux EEG en temps réel que nous étendrons au cas multi-utilisateur dans le chapitre 4.

7. <https://www.kaggle.com/c/decoding-the-human-brain>

8. <https://www.kaggle.com/c/inria-bci-challenge>

9. <https://www.kaggle.com/c/grasp-and-lift-eeeg-detection>

10. <https://gallery.cortanaintelligence.com/Competition/Decoding-Brain-Signals-2>

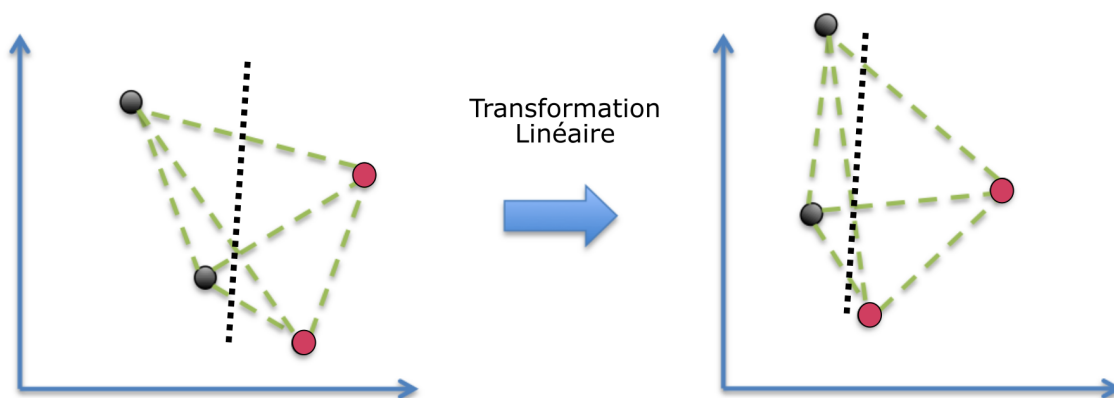


FIGURE 2.10 – En géométrie riemannienne, la distance de Fisher entre les points inscrits dans la variété est préservée pour toute transformation linéaire.

2.4 La séparation aveugle de sources

La séparation aveugle de sources (*BSS* pour *Blind Source Separation*), est un outil fondamental pour extraire parmi un réseau de capteurs des sources dites *cachées* qui fut développé dans le début des années 1980 [67]. Le terme *aveugle* signifie que la méthode est purement basée sur les observations. Ces méthodes ne sont pas exactement aveugles car, et nous le verrons dans ce chapitre, elles reposent sur des hypothèses a priori telles que les propriétés statistiques des sources cachées, ou encore le nombre de sources cachées dans nos observations. Les applications pour de la BSS sont multiples dans des domaines tels l'analyse acoustique, le traitement de la parole, l'ingénierie biomédicale, l'imagerie hyperspectrale, et les télécommunications [67].

Dans ces travaux, nous la différencions de l'approche d'*extractions de caractéristiques* étudiée dans la section 2.3.2 par la volonté d'extraire des éléments physiologiquement plausibles, i.e les *sources* physiologiques décrites dans la section 2.2. Même si les deux approches représentent deux exemples de filtrage spatial, cette distinction entre des *sources* ou des *caractéristiques* a une importance car les premières visent à faciliter les interprétations physiologiques fondamentales en neurosciences alors que les secondes visent à maximiser la séparabilité des données (quitte à mélanger certaines *sources*). Autrement dit, la *séparation de sources* met en avant le modèle de génération alors que l'*extraction de caractéristiques* met en avant la séparabilité des données, ces deux objectifs pouvant être dans certains cas concurrents.

Dans cette section nous verrons le principe des méthodes de séparation de sources puis nous verrons qu'il peut être parfois formulé comme un problème de *diagonalisation conjointe*.

2.4.1 Principe et Modèle

La BSS vise à trouver des sources \mathbf{s}_i ($i \in \{1 \dots N\}$) qui sont mesurées par de multiples capteurs \mathbf{x} , et mélangées par une fonction inconnue \mathcal{A} telle que $\mathbf{x} = \mathcal{A}(\mathbf{s})$ (Figure 2.11). Ainsi la séparation aveugle de source consiste à estimer l'opération inverse \mathcal{A}^{-1} permettant

d'estimer les sources $\hat{\mathbf{s}} = \mathcal{A}^{-1}(\mathbf{x})$. Dans le cas des sources physiologiques EEG, \mathcal{A} peut être considéré comme une transformation linéaire instantanée. Ainsi, la fonction \mathcal{A} est simplifiée par une matrice et on retrouve le modèle

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (2.11)$$

où $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ est la *matrice de mélange spatial*, $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^N$ sont les sources physiologiques, $\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^N$ les observations et $\mathbf{n}(t) \in \mathbb{R}^N$ est le bruit de processus dont l'erreur de modèle. Le problème de séparation aveugle de source repose exclusivement sur les observations $\mathbf{x}(t)$ pour trouver $\hat{\mathbf{s}}(t)$, il est cependant intéressant de noter que dans le cas de l'EEG, \mathbf{A} est une matrice ayant une interprétation physiologique et dépend principalement de :

- la conductivité, la forme et l'épaisseur des tissus dans lequel le signal électrique diffuse
- la position et l'orientation du dipôle (elle même dépendante de la forme du cortex)

On peut estimer les sources $\hat{\mathbf{s}}(t)$ si on parvient à trouver une matrice $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ de *démélange spatial* tel que $\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{B}^T \mathbf{x}(t)$ ¹¹. Cette solution n'est pas unique car il subsiste une ambiguïté de permutation et d'échelle telle que $\mathbf{B}^T = \mathbf{\Pi} \mathbf{\Delta} \mathbf{A}^{-1}$ avec $\mathbf{\Pi} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ une matrice de permutation, et $\mathbf{\Delta} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ une matrice diagonale.

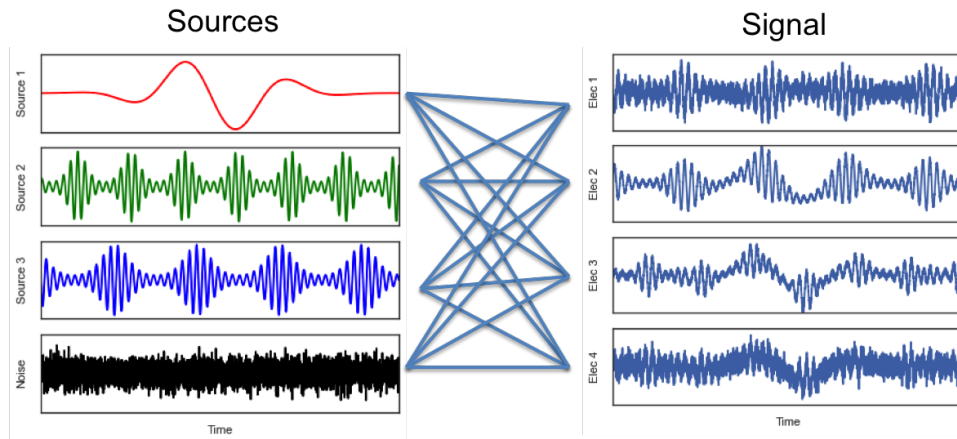


FIGURE 2.11 – Le signal observé (à droite) est un mélange instantané linéaire de sources indépendantes des unes de autres (à gauche). L'opération entre les deux est résumée par une matrice mélange \mathbf{A} . Le problème de BSS est de retrouver l'opération inverse.

Afin de pouvoir trouver \mathbf{B} , une hypothèse supplémentaire est que les vecteurs $\mathbf{s}(t)$ sont mutuellement indépendants. L'*indépendance statistique* étant définie en terme de densité de probabilité [65], [133], il est possible d'en dériver des fonctions de coût basées sur l'information mutuelle ce qui conduit à plusieurs algorithmes d'*analyse en composantes indépendantes* noté *ICA* (pour *Independent Component Analysis*). Cependant, nous pouvons aussi reformuler le problème en utilisant d'autres critères que l'*indépendance* en exploitant d'autres propriétés statistiques [30], [190], [251].

11. Dans ces travaux, nous utiliserons la notation \mathbf{B}^T afin de préserver une homogénéité entre les matrices de mélange \mathbf{A} et de démélange \mathbf{B} . Avec cette notation, toutes deux ont les composantes associées aux sources sur leurs vecteurs colonne, respectivement, $\mathbf{a}_i \in \mathbb{R}^N$ et $\mathbf{b}_i \in \mathbb{R}^N$, $i \in \{1 \dots N\}$.

2.4.2 L'analyse en composantes indépendantes (ICA)

L'indépendance statistique est atteinte quand la loi jointe entre les variables aléatoires s_i , avec $i \in \{1 \dots N\}$, peut s'exprimer par le produit des lois marginales de ces variables tel que

$$p(s_1, \dots, s_N) = \prod_{i=1}^N p(s_i) \quad (2.12)$$

où $p(s_i)$ est la loi marginale des variables aléatoires s_i et $p(s_1, \dots, s_N)$ est leur loi jointe (e.g. figure 2.12). Cette définition statistique de l'indépendance peut être testée si on connaît la distribution des sources (ce qui est rarement le cas). A partir de cette propriété, on peut écrire l'*information mutuelle* (*IM*) entre les variables aléatoires continues s_1 et s_2 :

$$IM(s_i, s_j) = \int ds_i ds_j \log \frac{p(s_i, s_j)}{p_{s_i}(s_i)p_{s_j}(s_j)}. \quad (2.13)$$

L'information mutuelle est alors nulle si et seulement si (2.12) est vraie, c'est à dire si les variables sont indépendantes. Dans le cas contraire, elle permet de quantifier l'information qui est commune entre les deux variables. Trouver la matrice de démélange \mathbf{B} qui minimise l'information mutuelle entre toutes les sources estimées permet de résoudre le problème de séparation de sources [66].

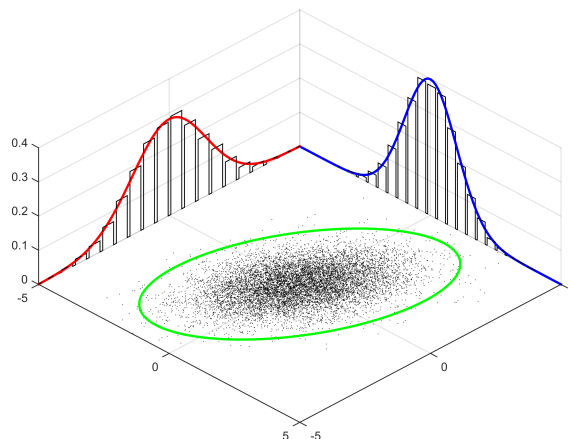


FIGURE 2.12 – Dans ce cas, on utilise la densité de probabilité des observations x_1 et x_2 pour estimer leur loi marginale. La distribution jointe est estimée à l'aide des observations \mathbf{X} en vert. Les distributions marginales sont en rouge pour $p(x_1)$ et en bleu pour $p(x_2)$. Dans cet exemple on remarque que les variables sont dépendantes ($R^2 = 0.6$) ainsi (2.12) n'est pas respectée.

En pratique, l'utilisateur ne connaît pas les densités marginales et doit les estimer [67]. Il faut donc exploiter des hypothèses supplémentaires sur la distributions des sources à estimer. Une hypothèse de travail est que les sources n'ont pas de structure temporelle particulière, c'est-à-dire temporellement indépendantes et identiquement distribuées (*i.i.d.*). C'est l'approche de l'analyse en composante indépendantes et plusieurs solutions ont été proposées à partir du milieu des années 90 [7], [28], [48], [66]. Dans ce cas, on peut par exemple exploiter les statistiques d'ordre supérieur à deux pour séparer les sources non-gaussiennes.

Les différentes variantes de l'ICA reposant sur l'estimation des statistiques d'ordre supérieur ont montré leur efficacité en confirmant que certaines sources EEG seraient des dipôles équivalents super-gaussiens [83]. Ces méthodes reposent bien souvent sur une réduction de dimension (par PCA par exemple, voir section 2.3.2) afin de rejeter les sources qui ne respectent pas à ces hypothèses et faciliter l'extraction des sources restantes [67]. Par ailleurs, ces méthodes ne peuvent en effet pas séparer plus d'une source gaussienne, ces dernières étant définies par leurs statistiques du premier et second ordre [133].

De plus, toutes les sources ne sont malheureusement pas *i.i.d.*, dans ce cas on peut exploiter la structure temporelle des signaux en faisant l'une ou l'autre des hypothèses suivantes :

- Les sources sont non-stationnaires au cours du temps (e.g. actives puis inactives) et cette activité n'évolue pas de la même façon pour toutes les sources [198].
- Les échantillons des sources ne sont pas indépendants au cours du temps, i.e. les sources sont "colorées" avec une fonction d'autocorrélation différente d'un Dirac [30], [174], [236].

L'avantage des méthodes associées et qu'elles ne reposent plus nécessairement sur l'estimation des statistiques d'ordre supérieure à deux (telles que AMUSE [236], SOBI [30]), ce qui réduit nettement la complexité des algorithmes. D'autre part, ces méthodes peuvent séparer les sources gaussiennes et non-gaussiennes contrairement à l'ICA. Enfin, ce type de solution est souvent formulé comme un problème de *diagonalisation conjointe approchée* dont les algorithmes sont extrêmement rapides [198], [233].

2.4.3 La diagonalisation conjointe approchée (AJD)

Résoudre le problème de séparation aveugle de source est possible grâce à des approches de *diagonalisation conjointe approchée* notées *AJD* (pour *Approximate Joint Diagonalization*) en remplaçant la fonction de contraste basée sur l'information mutuelle par une mesure de diagonalité d'un ensemble de matrices, dites *matrices cibles*, $\mathbf{R}_x(l) \in \mathbb{R}^{N \times N} \forall l \in \{1, \dots, L\}$ [49], [233].

Ces matrices cibles $\mathbf{R}_x(l)$ sont des statistiques estimées à partir des observations \mathbf{x} . Du fait que le modèle de génération est linéaire instantané, on peut formuler le problème sous la forme suivante :

$$\mathbf{R}_x(l) = \mathbf{A}\mathbf{R}_s(l)\mathbf{A}^T, \quad (2.14)$$

où $\mathbf{R}_s(l) \in \mathbb{R}^{N \times N}$ sont les statistiques des sources \mathbf{s}_i et puisqu'elles sont indépendantes, c'est une matrice diagonale. On cherche alors une matrice \mathbf{B} qui diagonalise conjointement l'ensemble des matrices observées $\{\mathbf{R}_x(l)\}_{l=1\dots L}$ et une mesure de diagonalité de \mathbf{B} devient alors le critère à minimiser telle que

$$\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{s}}}(l) = \mathbf{B}^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{B}, \quad (2.15)$$

où $\hat{\mathbf{s}}$ sont les sources estimées. Si $\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{s}}}$ est proche d'une matrice diagonale, alors \mathbf{B} est une solution du problème de BSS. Le choix des statistiques comprises dans les matrices cibles est large : co-spectres, covariances temporelles, corrélations et dépend de l'hypothèse sur le modèle des sources et leurs propriétés (coloration du spectre, non-stationnarité, etc.)

[67], [232]. Nous verrons dans le chapitre 5 des fonctions de coût basé sur la norme de Frobenius de la partie hors-diagonale de $\mathbf{R}_s(l)$.

En terme d'application, les méthodes d'AJD sont adaptées aux données EEG car les sources EEG sont considérées comme mutuellement non-corrélées avec au moins une des propriétés suivantes :

- (a) Leurs échantillons sont temporellement corrélés [30], [174], c'est à dire que les sources sont *colorées* et leurs spectres sont non-proportionnels. Dans ce cas, les matrices cibles $\mathbf{R}_x(l)$ peuvent être des matrices co-spectrales ou encore des matrices covariance croisée retardée.
- (b) Elles sont non-stationnaires [171], [199], [223], c'est-à-dire que les variances des sources changent au cours du temps et ces variations d'énergie sont mutuellement décorréélées. Dans ce cas, les matrices cibles $\mathbf{R}_x(l)$ peuvent être des matrices de covariance prises dans des fenêtres de temps différents.

Pour l'EEG, les méthodes d'AJD se sont révélées être plus adaptées que l'ICA [74], [106], [156] en raison des a priori sur les sources tout en limitant très efficacement le temps de calcul [30], [190].

A noter qu'il existe un lien entre la diagonalisation conjointe approchée et la moyenne géométrie riemannienne [70], discutée en section 2.3.4. De plus, [43] montre qu'il est possible de diagonaliser conjointement des matrices en utilisant les propriétés des variétés riemmaniennes.

Cet état de l'art est le socle de la contribution du Chapitre 5 : un modèle composite élaboré pour extraire simultanément des sources de mélange suivant un modèle statistique linéaire (EEG continu) et/ou bilinéaire (EEG évoqué) nommé *Composite Approximate Joint Diagonalization (CAJD)*.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu les principaux outils qui seront utilisés dans les chapitres de contribution suivants. La mise en perspective de la problématique expérimentale autour de l'hyperscanning nous ouvre un champ d'étude à la fois en séparation de sources, en classification de signaux EEG et en neurosciences.

C'est pourquoi nous commencerons par proposer notre première contribution concernant le paradigme expérimental de la plateforme interface cerveau-ordinateur développé durant cette thèse.

Protocoles Expérimentaux : Brain Invaders 2

Sommaire

3.1 Brain Invaders 2	54
3.1.1 Oddball à deux utilisateurs	55
3.1.2 Procédures et tâches	56
3.1.3 Matériel et Acquisition	59
3.1.4 Classification BCI multi-utilisateur	62
3.2 Protocole I : Solo versus Collaboration	63
3.2.1 Description du protocole Solo/Collaboration	63
3.2.2 Structure de l'expérience	66
3.2.3 Recrutement	68
3.2.4 Données techniques	68
3.3 Protocole II : coopération versus compétition	68
3.3.1 Description du protocole coopération/compétition	69
3.3.2 Structure de l'expérience	70
3.3.3 Recrutement	72
3.3.4 Données comportementales et physiologiques	72
3.4 Conclusion	73

Dans ce chapitre nous verrons les détails de la plate-forme expérimentale *Brain Invaders 2* que nous avons développée. Cette application d'interface-cerveau ordinateur basée sur le paradigme *oddball*, que nous décrirons, permet à plusieurs utilisateurs de jouer avec différents paradigmes sociaux. Elle repose sur la détection des potentiels évoqués visuels et ne nécessite pas de calibration du classifieur. Nous verrons, en particulier, comment cette plate-forme a permis de mettre en place deux expériences visant des objectifs scientifiques :

- *Protocole I : Solo versus Collaboration* : détection des marqueurs neurophysiologiques de la collaboration durant une tâche d'interface cerveau-ordinateur.

- *Protocole II : Coopération versus Compétition* : influence des paradigmes sociaux de la coopération et de la compétition sur l'utilisation d'une interface cerveau-ordinateur multi-utilisateur.

Bien que ces objectifs scientifiques ne soient pas l'objet immédiat de ce manuscrit, ces deux protocoles font partie d'un objectif scientifique commun : *les interfaces cerveau-ordinateur constituent-elles un substrat expérimental cohérent pour les études en hyperscanning?* Les données recueillies seront analysées et discutées en rapport avec notre

objectif scientifique dans le chapitre 6 (observations comportementales, mesures physiologiques par électroencéphalographie, performances en terme de classification, etc.).

Dans la première partie, nous introduirons le contenu technique de la plate-forme expérimentale ainsi que les paradigmes étudiés que sont *solo*, *collaboration*, *compétition*, *coopération* ainsi que *oddball coïncident* et *oddball non-coïncident* que nous mettrons en perspective de nos hypothèses de travail (différentiation des synchronies *exogènes* et *endogènes*). Dans les deux dernières parties, nous décrirons le déroulement des deux protocoles.

Publications de l'auteur associées à ce chapitre : [146], [147]

3.1 Brain Invaders 2

Brain Invaders (BI) est une plate-forme BCI développée en 2011 [9], [75] au sein du GIPSA-lab afin d'étudier expérimentalement les BCI par le biais d'un jeu vidéo (Figure 3.1). Il est inspiré du jeu vidéo au succès planétaire *Space Invaders*¹ de Tomohiro Nishikado distribué à partir de 1978. Dans cette version, le joystick est remplacé par la classification des activités mentales mesurées par EEG. Cette plate-forme a fait l'objet de constantes améliorations, à la fois d'un point de vue graphique et algorithmique. Brain Invaders fut la première plate-forme BCI utilisant les potentiels évoqués à intégrer la géométrie riemannienne pour la classification [9], [73], [75].

Le paradigme *oddball*, littéralement excentrique, repose sur la présentation d'un stimulus attendu (que nous noterons *target*) mais imprévisible parmi d'autres stimuli (notés *non-target*). Ce stimulus produit une activité cérébrale discriminante, c'est-à-dire présent en *target* mais absent en *non-target*, sous la forme d'un potentiel évoqué : le P300. Ce paradigme a été décrit au milieu des années soixante-dix par Squires et al. [225] et constitue depuis l'un des plus importants sujets d'étude pour la communication via BCI avec son application phare, le *P300-speller* [95]. Pour cela, les stimuli peuvent être visuels [95], sonores [101], haptiques [44], ou une combinaison de plusieurs entrées sensorielles [27]. Brain Invaders repose sur une forme améliorée du P300-speller visuel dont les lettres ont été remplacées par les symboles ressemblant à ceux rencontrés dans le jeu Space Invaders.

Nous avons étendu la plate-forme BI, initialement conçue pour un seul joueur, pour des protocoles expérimentaux à plusieurs utilisateurs et pour différents paradigmes sociaux : nous l'appelons *Brain Invaders 2 (BI2)*. Ces paradigmes sociaux sont *solo*, *collaboration*, *coopération* et *compétition*. D'autre part, notre hypothèse de travail étant que les interfaces

1. Space Invaders fut développé à la base pour les bornes d'arcades mais grâce à son succès il fut par la suite développé et augmenté sur différents supports (Atari, NES, etc.). Ce jeu révolutionna l'industrie vidéo-ludique en devenant le premier titre incontournable d'une console, ce que son contemporain, Pac-Man, n'arriva pas à faire (dont le succès sera cantonné aux bornes d'arcades). Les premières versions rapportent plus de 500 millions de dollars à son développeur *Taito Corporation*. Pour comparaison, *Star Wars* de George Lucas sorti en 1977, le troisième gros succès de toute l'histoire du cinéma après *Gone with the Wind* de Victor Fleming (1939) et *Avatar* de James Cameron (2009), ne rapporta à l'époque "que" 175 millions de dollars. Ainsi, Space Invaders est devenu une icône de la culture populaire souvent parodié dans les émissions de télévision américaines et sert d'emblème à l'artiste de rue français *Invader* (1969-). S'inspirer de cette licence constitue donc un hommage mais sert un objectif scientifique : en introduisant un objet d'étude ayant une proximité culturelle avec les sujets, nous espérons augmenter leur engagement et stimuler leur esprit critique.

cerveau-ordinateur permettent de différencier les synchronies inter-cérébrales *exogènes* des synchronies *endogènes*, nous introduisons deux paradigmes expérimentaux liés à cette hypothèse : *oddball coïncident* et *oddball non-coïncident*.

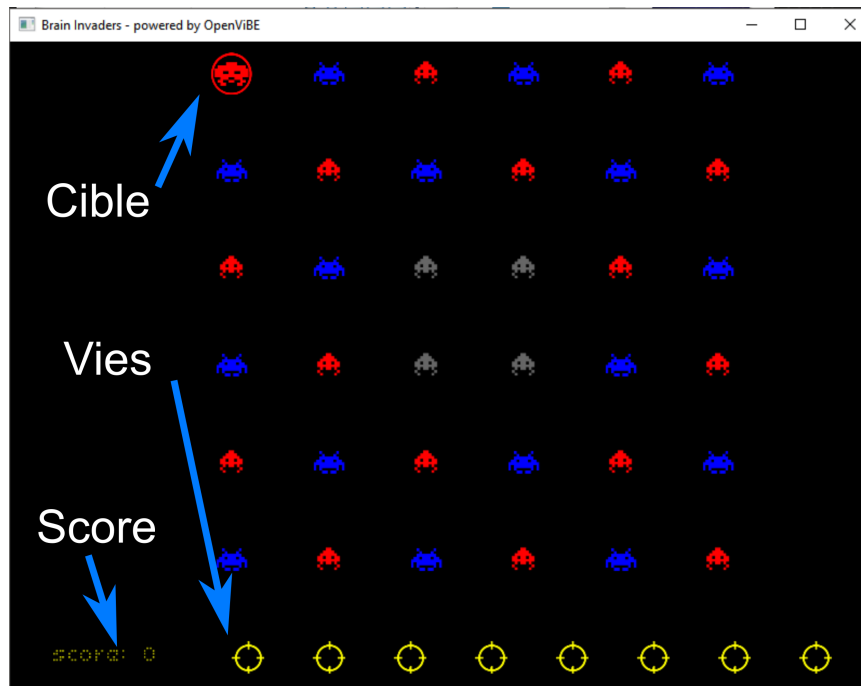


FIGURE 3.1 – L’interface graphique de *Brain Invaders*. Parmi 36 symboles, le/les joueurs sont avertis en début de niveau de la présence de la/les *cible(s)* (aussi appelé *target*) qu’il(s) doive(nt) détruire, les autres sont des symboles *non-target*. En bas de l’écran, les viseurs jaunes signifient le nombre de vies restantes (ici 8). En bas à gauche, le score total du/des joueurs est affiché.

3.1.1 Oddball à deux utilisateurs

Brain Invaders 2 étend l’utilisation du paradigme oddball à deux joueurs ($M = 2$). Ce paradigme reposant sur un événement attendu mais imprévisible, l’extension à M utilisateurs nécessite de prendre en compte la coïncidence ou non de l’événement. Il s’agit donc de différencier deux conditions expérimentales : l’*oddball coïncident* et l’*oddball non-coïncident*.

L’*oddball coïncident* consiste à soumettre M utilisateurs exactement au même événement, c’est-à-dire que les flashes apparaissent strictement en même temps pour tous les sujets. Les sujets sont alors à la fois synchronisés par la tâche (synchronisation exogène) (en bleu sur Figure 3.2A) et à la fois potentiellement synchronisés par des phénomènes endogènes (en rouge sur Figure 3.2A).

Pour l’*oddball non-coïncident*, les utilisateurs ne sont pas soumis à une tâche simultanée, c’est-à-dire qu’ils n’ont pas la même cible. On s’attend donc à observer une synchronisation des cortex visuels et des potentiels évoqués de plus faible intensité que dans le cas du oddball coïncident. La synchronie endogène, étant dépendante du paradigme social et non des stimuli, devrait toujours être présente si elle existe (Figure 3.2B).

Que ce soit dans le cas du oddball coïncident ou dans celui du oddball non-coïncident on s'attend à observer des mécanismes endogènes de synchronisation issus de l'interaction sociale. Comme nous l'avons vu dans la section 2.1.1.1 celle-ci devrait être différente en fonction du paradigme social. L'intérêt de Brain Invaders 2 est alors de pouvoir discriminer la synchronie exogène de l'endogène tout en manipulant le paradigme social (solo, collaboration, coopération, compétition). La figure 3.2 montre un exemple de ce contraste entre synchronies endogène et exogène dans l'expérience de BI2. A noter que, dans la littérature en neurosciences "non-sociales", il est généralement admis que les potentiels évoqués du P300 (P3a et P3b) sont endogènes, en comparaison aux potentiels sensoriels (N100-P200-N200) qui sont exogènes. Dans ce manuscrit, tous ces potentiels évoqués sont considérés exogènes car ils sont indépendants de l'interaction sociale (voir définitions des sections 1.2.1 et 1.3.1).

Ainsi, nous définissons les paradigmes sociaux pour les cas suivants :

- *Solo* : un seul joueur interagit avec le système BCI. L'autre joueur ne regarde pas les stimuli liés à la tâche, mais il reste présent sans interagir.
- *Collaboration* : les deux joueurs jouent avec le système BCI. Ils possèdent un objectif commun, et ils ont exactement les mêmes instructions pour atteindre ces objectifs (oddball coïncident). Dans la collaboration, on ne peut pas faire la distinction entre les deux joueurs car il n'existe qu'un seul résultat pour les deux joueurs.
- *Coopération* : les deux joueurs jouent avec le système BCI. Ils possèdent un objectif commun mais les instructions pour atteindre cet objectif peuvent être différentes pour les deux joueurs (oddball coïncident ou non). Dans la coopération, chaque joueur obtient une réponse indépendante et on peut donc comparer la contribution de chaque joueur à l'objectif commun.
- *Compétition* : les deux joueurs jouent avec le système BCI. Quelle que soit la tâche (oddball coïncident ou non), leurs objectifs les opposent : la réussite de l'adversaire est incompatible avec leur propre réussite.

Selon nos hypothèses, le contraste des conditions *solo* et *collaboration* permettrait de mettre en exergue l'ensemble des synchronies exogènes et endogènes en collaboration. Le contraste des conditions *coopération* et *compétition* permettrait de mettre en exergue la différences des synchronies endogènes entre les paradigmes sociaux. Le contraste des conditions *oddball coïncident* et *oddball non-coïncident* permettrait de mettre en exergue la différence entre synchronies endogènes et exogènes.

3.1.2 Procédures et tâches

Dans cette section nous allons détailler la composition des différentes phases qui constituent les *niveaux du jeu*. Ces phases possèdent des variantes en fonction du protocole expérimental et elles seront développées dans les sections 3.2 et 3.3 pour les protocoles 1 et 2, respectivement.

Chaque *niveau du jeu* est constitué de quatre phases distinctes : l'*indice*, les *répétitions*, la *réponse* et la *récompense* (Figure 3.3). Durant l'*indice*, les *répétitions* et la *réponse*, l'interface graphique présente aux joueurs : (a) les symboles *target* et *non-target*, (b) le nombre de vies restantes pour finir le niveau, (c) le score cumulé de tous les niveaux (Figure 3.1).

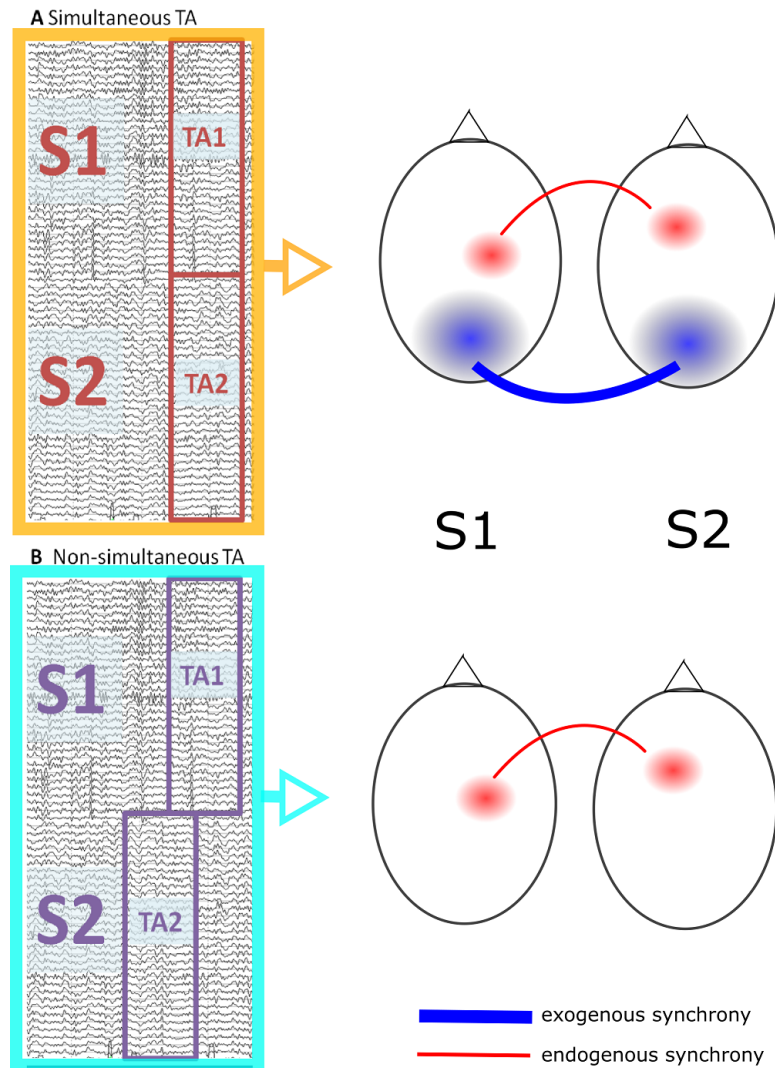


FIGURE 3.2 – Hypothèse sur les formes de synchronie (exogène, endogène) lors d’une expérience BCI avec interactions sociales générant une synchronie endogènes (en rouge). A droite les séries temporelles des activités cérébrales de deux sujets S1 et S2 et leur potentiel évoqué respectivement TA1 et TA2 (adapté de [51]). (A) Oddball coïncident : Les deux sujets étant soumis aux mêmes stimuli, leurs cortex sensoriels sont synchronisés de manière exogène (en bleu). (B) Oddball non-coïncident : Les sujets sont uniquement synchronisés de manière endogène (en rouge) car les stimuli extérieurs ne sont pas simultanés.

L'*indice* (Figure 3.3A) sert à présenter le niveau pour que les joueurs aient le temps de se préparer. Au départ, chaque niveau contient 36 symboles, qui sont des extra-terrestres stylisés en basse résolution. Les symboles possèdent différents modèles et différentes couleurs parmi rouge, bleu ou gris. Durant cette phase, le(s) symbole(s) *target* sont entouré(s) par un rond ou un carré rouge. Les autres sont les symboles *non-target*. Les premiers visent à être détruits par les utilisateurs alors que les seconds doivent être évités.

Les *répétitions* (Figure 3.3B) consistent à flasher la grille de 36 symboles de manière semi-aléatoire. Une répétition est complète quand tous les symboles ont exactement flashé deux fois et plusieurs répétitions peuvent se succéder d'affilée, ce qui permet à l'algorithme de classification d'avoir plus d'observations et d'augmenter son taux de réussite. Dans la littérature classique en P300-visuel, chaque symbole possède une coordonnée (*ligne, colonne*) [95]. Chaque ligne et chaque colonne est alors flashée de manière séquentielle (par exemple, les six lignes puis les six colonnes) pour un total de douze flashes. Ainsi, chaque symbole possède une *signature temporelle* unique, c'est à dire qu'il n'existe pas deux symboles distincts qui flasheront les deux fois en même temps lors d'une répétition. Cependant, nous choisissons de ne pas contraindre les flashes à une organisation spatiale spécifique et de les randomiser afin de les rendre plus imprévisibles, tout en réduisant l'*effet d'adjacence spatiale* [9] qui peut provoquer des faux positifs (i.e. détection d'un symbole *target* pour un flash *non-target*). Dans BI2, chaque symbole est plutôt assigné à une combinaison unique de deux groupes générés aléatoirement (groupe 1 : les six premiers flashes, groupe 2 : les six derniers flashes). Durant un flash, six symboles changent simultanément de couleur pendant un *temps de flash* et, pour les symboles *target*, ils sont agrandis par un *facteur d'agrandissement*. Entre deux flashes il y a une pause déterminée de façon aléatoire selon une loi exponentielle définie par un *intervalle inter-stimulus moyen* (i.e. l'espérance de la loi exponentielle). L'utilisation d'une loi exponentielle plutôt qu'une durée fixe permet de garantir l'imprévisibilité du flash et de supprimer l'effet de potentiel stationnaire sur le cortex visuel (SSVEP) [9], [75]. Entre le sixième flash (groupe 1) et le septième flash (groupe 2), il y a un temps de *pause inter-groupe* afin qu'un symbole *target* ne puisse pas flasher deux fois successivement avec un intervalle trop court, ce qui provoquerait des potentiels évoqués superposés. L'ensemble de ces mesures expérimentales (signature temporelle unique aléatoire, non adjacente temporelle et spatiale, etc.) sont des contributions de la plate-forme *Brain Invaders* qui permettent ensemble de faciliter la classification des signaux tout en améliorant le confort des utilisateurs [9], [24], [73], [75].

La *réponse* : Une fois que les répétitions ont été effectuées et que l'algorithme de classification a déterminé la ou les symbole(s) ayant la plus grande probabilité d'être *target*, le jeu détruit ces symboles (Figure 3.3C). Les symboles détruits sont par la suite absents de l'écran et ne pourront plus être sélectionnés avant le prochain niveau. A ce stade il y a trois cas de figures : (a) Succès ! Tous les *target* ont été détruits : les joueurs vont au *niveau du jeu* suivant en gagnant des points (vers étape *récompense*). (b) Raté ! Il reste au moins un *target* ET les joueurs ont encore des vies : ils perdent une vie et le *niveau du jeu* revient à la phase de *répétitions*. (c) Défaite ! Il reste au moins un *target* ET les joueurs n'ont plus de vies : les joueurs perdent des points et ce *niveau du jeu* est recommencé depuis le départ.

La phase de *récompense* sert d'écran de transition entre deux niveaux durant laquelle les points gagnés (ou perdus) sont affichés aux utilisateurs en fonction de leurs performances (Figure 3.3D). Par défaut cette récompense est proportionnelle au nombre de vies

restantes durant le niveau mais cette récompense peut être modifiée pour définir différents types d'interactions sociales, nous discuterons de cet aspect les sections 3.2 et 3.3.

TABLE 3.1 – Récapitulatif des paramètres de l'interface graphique de la plate-forme *Brain Invaders 2* et leurs valeurs pour les deux protocoles expérimentaux décrits dans les sections 3.2 et 3.3.

Nom	Description	Protocole I	Protocole II
intervalle inter-stimulus	Temps moyen entre deux flashes successifs, paramètre de la loi exponentielle.	200ms	100 ms
temps de flash	Durant le flash : temps fixe durant lequel le changement de couleur et le facteur d'agrandissement est effectif.	150ms	80 ms
facteur d'agrandissement	Détermine la taille du symbole <i>target</i> lorsqu'il flashe.	1	1
pause inter-groupe	Temps minimum entre le flash #6 et #7 séparant les deux groupes.	500ms	500 ms
pause après destruction	Temps fixe durant lequel le feedback (une explosion) est visible. En multi, un cercle et un carré rouge permet respectivement de donner un feedback au joueur 1 et joueur 2.	1000ms	1000 ms
nombre de répétitions	Nombre de répétitions (12 flashes) avant que le système donne une décision en détruisant un/des symbole(s).	1	3
nombre de vies	Nombre de fois où les joueurs peuvent détruire un distracteur avant de perdre le niveau.	8	1

3.1.3 Matériel et Acquisition

Les signaux EEG utilisés pour la classification sont enregistrés à l'aide de 16 électrodes actives par sujet, elles peuvent être sèches ou humides. Le choix de l'emplacement de ces 16 électrodes est standard pour les applications d'études ERP afin de pouvoir enregistrer [69] :

- Des potentiels évoqués sensoriels (N100-P200-N200) supposés localisés en occipito-pariétal [204] (Figure 3.4, aire bleu) qui peuvent être observés après le flash des symboles *target* comme celui des symboles *non-target* (potentiels évoqués faiblement discriminants).
- Des potentiels évoqués P300, fortement discriminants, liés aux symboles *target*. Ils

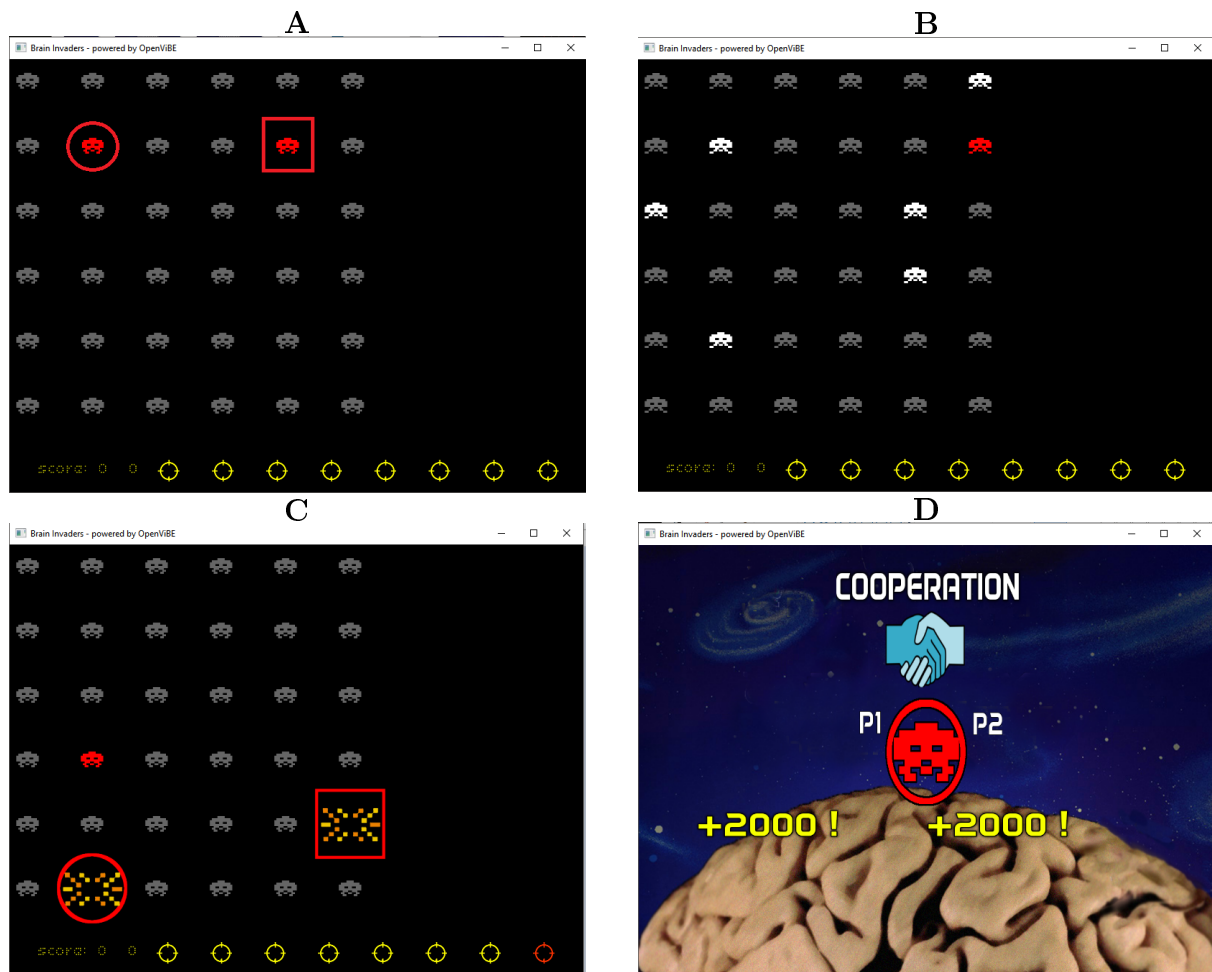


FIGURE 3.3 – Captures d'écrans prises pour différents modes de jeu durant différentes parties (oddball non-coïncident en A et C, oddball coïncident en B et D). Chaque capture présente dans l'ordre, les quatre différentes phases d'un niveau de *Brain Invaders* : (A) indices, (B) répétitions, (C) réponse, (D) récompense. Dans cet exemple, le(s) symbole(s) *target* sont représentés en rouge et les symboles *non-target* sont représentés en gris. Deux scores sont affichés en petit en bas à gauche, à gauche celui du joueur 1, à droite celui du joueur 2. Les *vies* restantes sont représentées par les réticules jaunes en bas de l'écran, elles deviennent oranges quand elles sont utilisées. (A) *indices* : dans ce cas il y a deux *targets*, celle du joueur 1 entourée par un cercle rouge et celle du joueur 2 entourée par un carré rouge. (B) *répétitions* : exemple d'un flash, dans ce cas six symboles *non-target* passent du gris au blanc, (C) *réponse* : dans ce cas deux explosions, cercle et carré rouge, indiquent les symboles détruits par le joueur 1 et 2, respectivement. (D) *récompense* : dans ce cas les deux joueurs sont avertis qu'ils ont gagné "+2000" points chacun et que la prochaine phase sera en coopération à une seule *target*.

sont supposément localisés en centro-pariétal et centro-frontal (composantes P3b et P3a respectivement [204])².

Cette combinaison d'électrodes Fp1-Fp2-F5-AFz-F6-T7-Cz-T8-P7-P3-Pz-P4-P8-O1-Oz-O2 (convention 10/10 [131]) est représentée sur la figure 3.4 avec son alignement théorique sur les aires du scalp où les potentiels électriques sont observables. La référence pour la mesure du différentiel électrique est placée sur le lobe auriculaire droit. Cette localisation, qui est choisie selon les recommandations de la mesure efficace des potentiels évoqués [249], permet en partie d'annuler la *ligne de base* issue du potentiel électrique naturel du scalp (voir Section 2.2) tout en préservant l'activité EEG. Par ailleurs, des électrodes supplémentaires sont rajoutées pour l'analyse hors-ligne des signaux (par exemple pour étudier la synchronisation endogène liée à l'interaction sociale) mais elles ne sont pas utilisées pour la classification.

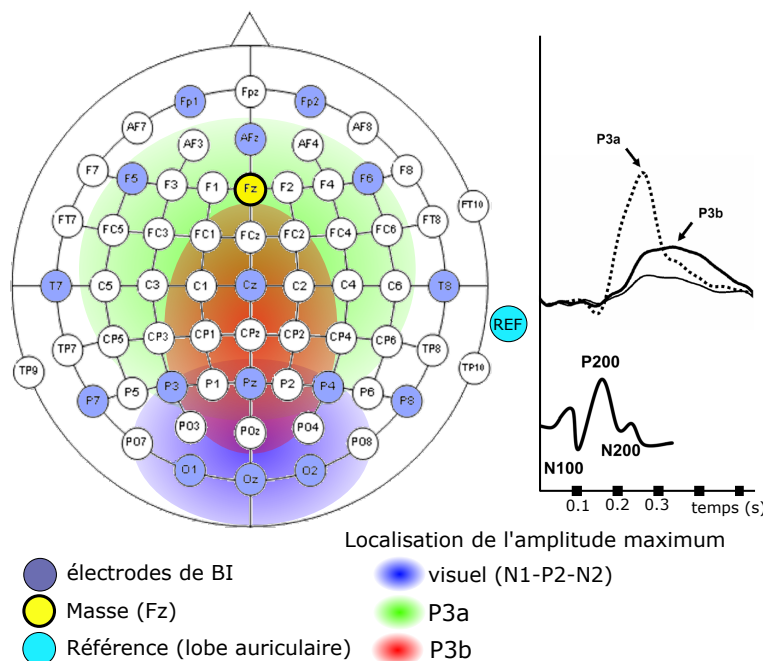


FIGURE 3.4 – Localisation, selon la norme 10/10 [131], des 16 électrodes utilisées pour la classification des signaux ERP (en violet). La masse est positionnée par convention en fronto-central (jaune), et la référence (REF) servant à la mesure du différentiel électrique est positionné sur le lobe auriculaire droit (bleu clair). Sous les électrodes, la localisations des amplitudes maximales mesurées sur le scalp pour des potentiels évoqués d'une tâche oddball et leurs séries temporelles respectives à droite.

Durant le déroulement des expériences, les sujets sont placés côte à côte (figure 3.5), face à un seul écran sur lequel sont affichées les instructions et les phases de jeu (Figure 3.3). Nous utilisons les amplificateurs USBamp 3.0 [g.Tec, Graz, Autriche] avec le logiciel OpenVIBE [209] pour l'acquisition en temps réel ainsi que la classification. La plateforme fonctionne sur Windows 7 sur lequel est aussi installée l'application Brain Invaders 2. L'interface graphique de BI2 est programmée sous OGRE³ et C++. OpenVIBE et BI2

2. Notons que bien souvent le paradigme oddball est caractérisé par la présence unique d'un P3b et la distinction entre P3a et P3b est justifiée pour les paradigmes à trois types de stimulus. Cependant la littérature a rapporté la présence de P3a chez environ 10–15% des sujets en paradigme oddball [128], [203], [204], c'est pourquoi nous choisissons dans ce manuscrit de considérer le cas général.

3. OGRE (Object-Oriented Graphics Rendering Engine) est un moteur 3D libre partagé sous les

communiquent dans l'environnement système au travers d'un protocole VPRN⁴. Afin de limiter la gigue entre l'acquisition de l'EEG et le temps machine de Windows, on utilise un canal de synchronisation où l'ensemble des stimuli sont injectés via un convertisseur numérique-analogique. Les caractéristiques techniques sont disponibles en Annexe C.1 et Annexe C.2 pour le matériel et pour l'environnement logiciel respectivement.

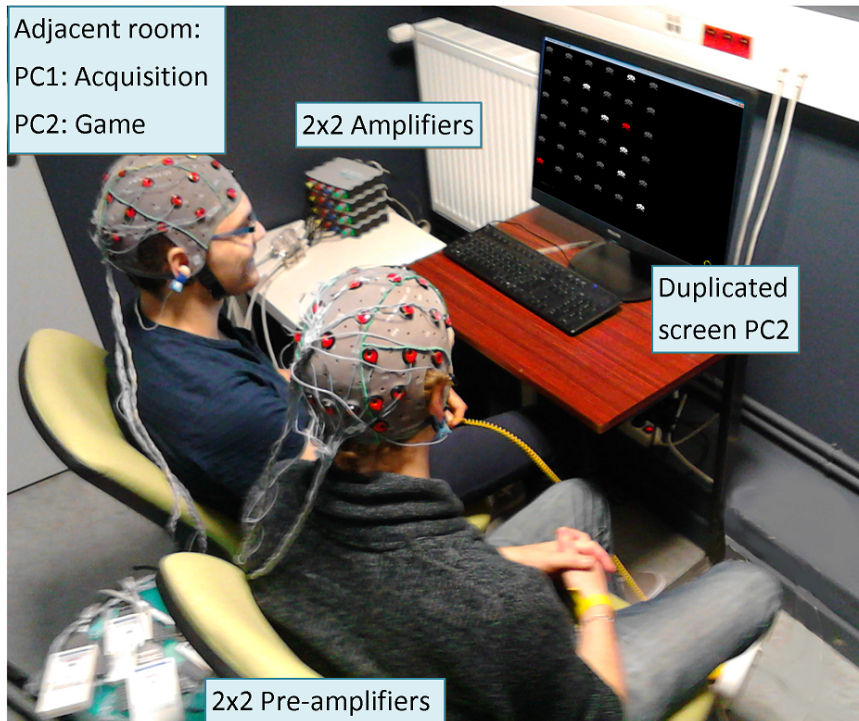


FIGURE 3.5 – Organisation expérimentale de Brain Invaders 2 à deux joueurs. Les deux sujets sont à environ 1,25 mètres d'un écran de 24 pouces de diagonale et sont côte-à-côte durant l'ensemble de l'expérience. Chaque sujet est connecté à un système g.Tec avec 32 électrodes actives dont 16 seront utilisées pour la classification en temps réel (deux pré-amplificateurs et deux amplificateurs par joueurs). L'expérimentateur est situé dans une salle adjacente et il peut observer la bonne tenue de l'expérience au travers d'un miroir sans tain (non visible sur cette image).

3.1.4 Classification BCI multi-utilisateur

Le paradigme oddball nécessite la classification des fenêtres associées à chacun des flashes. On cherche à détecter la fenêtre *target* ayant une réponse évoquée spécifique (composantes P3a et/ou P3b) parmi les fenêtres *non-target*. La paire (*groupe 1*, *groupe 2*) décrite dans la section 3.1.2 de chaque symbole étant unique, il est nécessaire de classifier 12 fenêtres d'une répétition pour retrouver le *target* parmi les 36 symboles. Le symbole ayant la plus grande probabilité d'être une classe *target* sera alors détruit à la fin des répétitions. Nous développerons plus en détails les méthodes de classification dans le chapitre 4.

termes de la licence GNU LGPL

4. VPRN (Virtual Private Routed Network) est un protocole qui permet la communication d'agents logiciels et matériel de façon locale.

La tâche de classification oddball possède des variantes lorsqu'il y a M utilisateurs, par exemple : soit les signaux des individus sont traités indépendamment (approche cerveau seul), soit l'ensemble des signaux des individus sont traités ensemble (approche hypercerveau), soit une combinaison asymétrique de ces deux variantes (e.g. hypercerveau contre hypercerveau, hypercerveau contre cerveau, etc.) [184]. Ces différentes variantes permettent de manipuler la *structure de la tâche*, discutée dans la section 2.1.3, pour qu'elle soit *indépendante* en classifiant chaque cerveau seul ou inter-dépendante en classifiant l'hypercerveau. De plus, en manipulant la coïncidence du BCI (oddball coïncident ou non-coïncident), nous agissons sur la *structure de l'interaction* pour qu'elle soit *concurrente* ou *séquentielle*. Enfin nous pouvons manipuler le *paradigme social* en modifiant les instructions et donnant une récompense différente en fonction des résultats obtenus par les joueurs. Brain Invaders 2 intègre l'ensemble de ces variantes et permet ainsi d'étudier l'ensemble des dimensions des *paradigmes sociaux* présentés dans la figure 2.1. La plate-forme a ainsi permis de développer deux protocoles à cette fin.

3.2 Protocole I : Solo versus Collaboration

La première expérience vise à évaluer l'influence du jeu collaboratif dans une interface cerveau-ordinateur. Comme nous l'avons vu dans la section 1.5.3, il y a plusieurs limitations à l'augmentation du nombre de participants simultanés à une expérience BCI. Ainsi il convient de quantifier la différence de performance entre un jeu solo et un jeu collaboratif tout en évaluant les effets comportementaux et les ressentis subjectifs des participants. D'autre part, bien que ces objectifs scientifiques ne soient pas discutés dans ces travaux, cette expérience vise à quantifier les synchronisations inter-cérébrales liées à la collaboration par rapport à solo et à déterminer si les synchronisations exogènes peuvent être modulées en terme de latence ou amplitude par l'interaction sociale. Pour cela nous avons décidé de fixer la tâche liée au système BCI (i.e. les stimuli seront exactement les mêmes en solo et en collaboration), alors que nous manipulons les paramètres de classification pour prendre en compte d'un côté l'activité d'un unique cerveau (solo) et de l'autre côté l'activité de l'ensemble des cerveaux simultanément, c'est-à-dire l'hypercerveau (collaboration).

Cette expérience a été approuvée par le *Comité d'Éthique pour les Recherches Non-Interventionnelles (CERNI)* du pôle Grenoble-Cognition.

3.2.1 Description du protocole Solo/Collaboration

Le protocole *Solo versus Collaboration* vise à établir un possible contraste entre deux mêmes tâches qui sont effectuées soit solo soit en collaboration. Pour ce faire, nous utilisons la plateforme *Brain Invaders 2* décrit dans la section précédente 3.1 avec des variantes que nous allons décrire dans cette section.

L'expérience est séparée en bloc de neuf niveaux. Chaque niveau (#1 à #9) correspond à une unique configuration prédéterminée de 36 symboles (35 distracteurs et une cible). Le passage des niveaux se fait dans l'ordre de #1 à #9 en suivant les phases décrites dans la section 3.1. Les symboles se déplacent à une vitesse lente et régulières selon un chemin pré-

configuré unique à chaque niveau. La distance inter-symbole est constante même lors du déplacement des symboles afin d'éviter les effets d'adjacence spatiale. Ces configurations et mouvements servent à maintenir un haut niveau de vigilance et d'attention de la part des sujets tout au long de l'expérience. Chaque niveau se termine soit lorsque le/les joueurs ont détruit la cible OU lorsqu'il n'y a plus de vie disponible. Dans le premier cas, le/les joueur(s) passent au niveau suivant dans l'ordre chronologique, dans le second cas le niveau en cours est recommencé depuis le départ. La durée exacte de l'expérience n'est donc pas connue à l'avance, le temps minimum en cas de réussite parfaite pour les neuf niveaux est d'environ 3min45 mais en pratique la moyenne est proche des 5min du fait des échecs à atteindre la cible. L'expérience se déroule sur un temps total moyen de 75min (voir Figure 3.6). Chaque sujet est récompensé pour la participation, par deux tickets de cinéma d'une valeur totale de quinze euros.

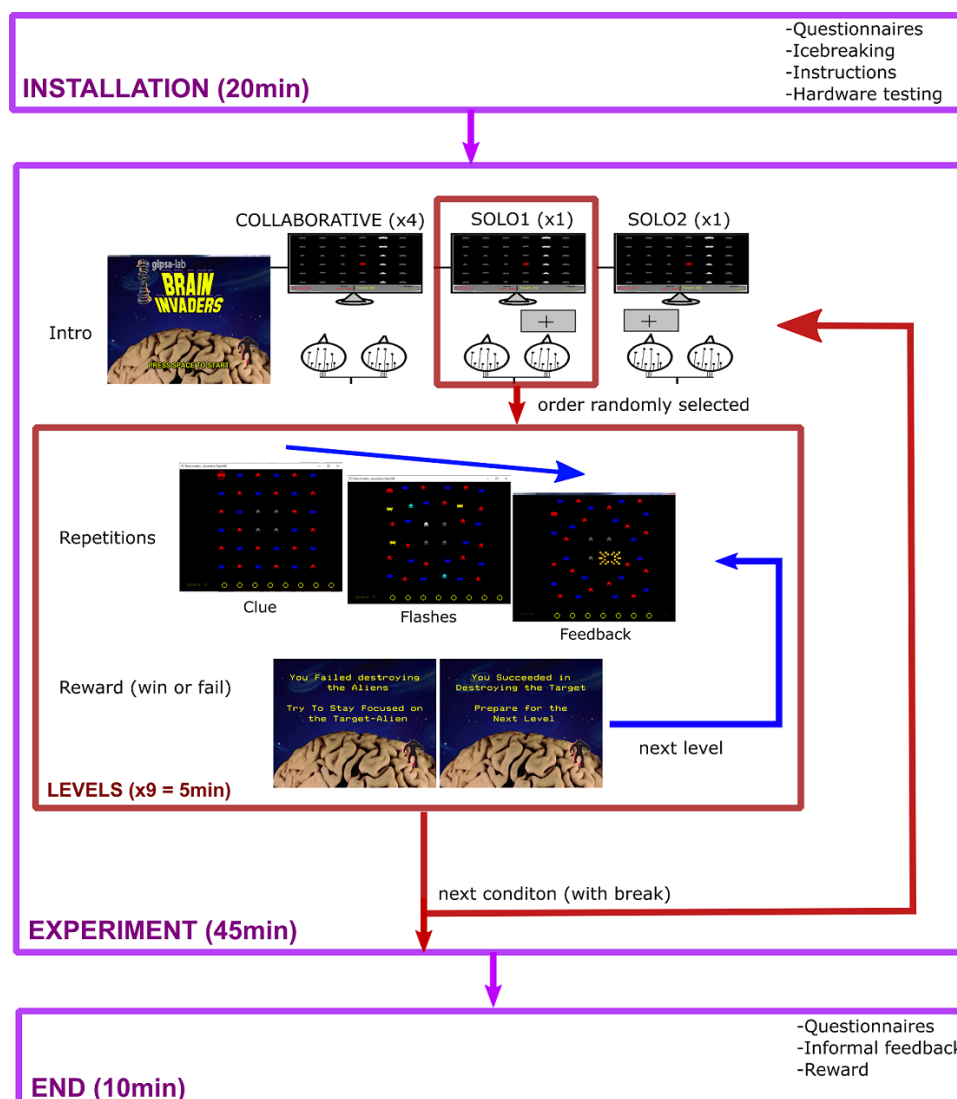


FIGURE 3.6 – Le protocole I se déroule en trois étapes, l'ensemble représentant environ 75 minutes d'expérience. Une étape d'installation, une étape de trois blocs correspondant aux paradigmes testés (solo-joueur 1, solo-joueur 2, et collaboration) puis une débriefing des participants.

3.2.1.1 Tâche Collaborative

La tâche collaborative consiste en quatre blocs de neuf niveaux ayant le même ordre et la même configuration. Les deux sujets doivent se concentrer sur la même cible afin de pouvoir la détruire ensemble. A chaque fois qu'une pause est observée, entre les niveaux ou entre les blocs expérimentaux, les joueurs peuvent échanger entre eux et sont invités à partager leur impression afin de maintenir un engagement sur la tâche tout en favorisant les interactions sociales.

A la différence de la condition solo, les joueurs possèdent un score commun et le symbole détruit est sélectionné par le résultat de classification de l'ensemble de l'hypercerveau (méthode discutée dans le chapitre 4). Durant cette phase les joueurs sont invités à faire de leur mieux pour que le couple soit le mieux placé dans un classement de tous les groupes participant à l'expérience⁵.

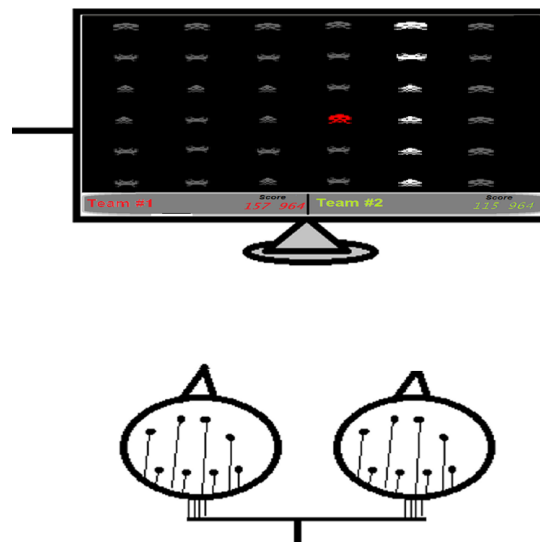


FIGURE 3.7 – Paradigme COLLABORATIVE : placement schématisé des deux joueurs (aussi visible en photo dans la Figure 3.5).

3.2.1.2 Tâche Solo

Les tâches solo (joueur 1 et joueur 2) consistent chacune en un bloc de neuf niveaux ayant les mêmes ordres et configuration que pour les blocs de la tâche collaboration. Pour chaque joueur à son tour, son activité cérébrale est utilisée pour déterminer la cible à détruire. Pendant ce temps on mesure l'activité de l'autre joueur pendant qu'il fixe une croix inanimée (Figure 3.8). Le second joueur n'a pas dans son champ de vision l'écran. Ce choix de mesurer l'activité cérébrale des deux joueurs dans toutes les conditions permet potentiellement de corriger les effets de "fausse" synchronies (condition contrôle).

5. A noter que pour les meilleurs ne seront pas récompensés autrement que le plaisir personnel d'être en haut du classement. Le classement anonymisé a été envoyé aux participants à la fin de l'expérience. Le protocole II ajoutera une récompense aux meilleurs.

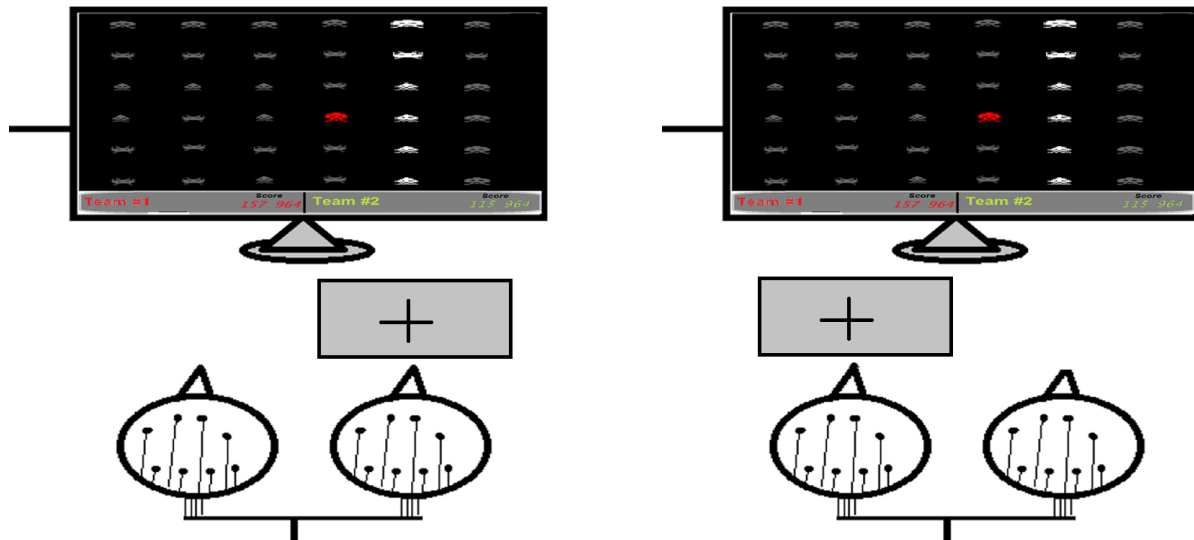


FIGURE 3.8 – Paradigme solo-joueur1 (gauche) et solo-joueur2 (droite) : placement schématisé des deux joueurs. Un écran bloque la vue de l'utilisateur qui ne joue pas et il fixe une cible fixe. Les activités des deux sujets sont enregistrées simultanément mais seule l'activité du joueur concerné est utilisée pour la classification.

3.2.2 Structure de l'expérience

Le protocole 1 "Solo versus Collaboration" peut être séparé en trois parties : la *préparation*, le *déroulement* et le *débriefing* (figure 3.6).

3.2.2.1 Préparation

Les individus sont appairés de manière aléatoire après avoir participé à une campagne de recrutement durant laquelle ils ont pu avoir une première expérience avec Brain Invaders. Chaque paire se voit assigner un code numérique aléatoire servant à l'anonymisation des données puis ils sont convoqués indépendamment à une heure précise sans information sur l'autre individu partenaire. Lors de cette convocation, ils peuvent lire les premières instructions sous la forme d'une *notice d'information* concernant le déroulement de l'expérience (Annexe D.1.1.3). Un *formulaire de consentement éclairé* est rendu signé à l'heure de la convocation afin de signifier l'acceptation des termes de l'expérience (Annexe D.1.1.3).

Les individus sont accueillis dans la salle *PerSee*⁶ par la personne en charge du support expérimental (environ 15 min). L'expérimentateur invite les sujets à se présenter entre eux de manière informelle afin d'établir un premier lien social. Il vérifie que les deux sujets n'ont aucun lien entre eux avant le début de l'expérience.

Les individus répondent au *questionnaire d'avant-test* (Annexe D.1.1.1) et l'expéri-

6. Plate-forme expérimentale BCI et oculométrie située dans l'enceinte du GIPSA-lab, description complète de la plateforme à l'URL suivant : http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/recherche/plates-formes.php?id_plateforme=77. Accréditée autorisation de recherche biomédicale - ARS Rhône-Alpes numéro 460, 3 juin 2010.

mentateur s'assure qu'ils ne satisfassent pas l'un des critères de non-inclusion (Annexe D.1.1.4). Le cas échéant l'expérience est annulée et les participants sont tout de même récompensés par des tickets de cinéma. Les non-inclus sont retirés des analyses, leurs données recueillies sont détruites si l'expérience, pour une raison ou une autre, ne s'est pas déroulée en entier (aucun groupe n'a été dans ce cas). Tout au long du protocole, l'expérimentateur tient un *cahier d'observation* anonymisé permettant de relever toutes les remarques utiles (Annexe D.1.1.4).

Après avoir rempli les questionnaires, les individus sont invités à poser des questions pour clarifier le déroulement de l'expérience si nécessaire. S'il n'y a pas de contre-indication, ils s'installent dans le poste d'expérience (Figure 3.5) et l'expérimentateur procède à la mise en place des électrodes (environ 15 min). Durant l'installation les sujets sont libres de communiquer entre eux. Si nécessaire, l'expérimentateur peut poser des questions types afin de faciliter l'engagement entre les sujets telles que "Qu'étudiez vous?", "D'où venez vous?", etc. tout en essayant de ne pas être intrusif. Si les deux individus n'interagissent pas, l'expérimentateur n'insiste pas. A l'issue de l'installation, l'expérimentateur note dans le cahier d'observations le comportement social des sujets par des termes génériques tels que "*Forte*" (les deux individus sont engagés dans une discussion), "*Faible*" (les deux individus sont engagés dans une discussion arbitrée par l'expérimentateur), "*Absente*" (les individus n'ont pas engagé de conversation), "*Unilatérale*" (l'un des individu engage la conversation mais l'autre n'essaye pas de l'entretenir).

La phase d'installation se conclut par la vérification de la qualité des signaux physiologiques pour l'ensemble des électrodes. Il est demandé aux sujets de générer des signaux tels que le clignement des yeux, le serrage de mâchoires, les yeux clos, le mouvement des yeux de droite à gauche. Ces types de signaux sont présentés en temps réels aux participants et ces derniers sont informés de leur caractère perturbateur. L'expérimentateur indique que des pauses seront planifiées durant lesquels ils pourront se détendre.

3.2.2.2 Déroulement

L'expérimentateur est dans une pièce adjacente équipée d'un miroir sans tain. Il commande l'expérience, visualise les signaux en temps réel sur l'écran PC1 (Figure 3.5) et fourni les instructions par l'intermédiaire de l'écran d'expérimentation PC2 (Figure 3.5). L'expérience se déroule en trois blocs correspondant aux conditions expérimentales décrites dans la section 3.2.1 : solo-joueur1, solo-joueur2, deux joueurs en collaboration.

L'ordre des blocs est prédéterminé aléatoirement par un algorithme. Entre chaque bloc une pause de cinq minutes est prévue. Les blocs solo durent entre 3 et 6 min, et 12 à 20 min pour la collaboration en fonction de la performance du/des joueurs.

3.2.2.3 Débriefing

Une fois l'ensemble des blocs terminés, l'expérimentateur retire les électrodes et invite les deux sujets à remplir les questionnaires post-expérience (Annexe D.1.1.2). L'expérience nécessitant l'usage de gel conducteur pour les électrodes, les sujets sont invités à aller se nettoyer les cheveux s'ils le souhaitent. Avant de se séparer de l'expérimentateur ils

reçoivent leur récompense.

3.2.3 Recrutement

Au total 71 sujets ont été évalués dans une phase de recrutement. Cette phase, qui dura environ 30min permet à l'ensemble des potentiels participants d'appréhender pour la première fois *Brain Invaders* en solo avec un casque EEG à électrodes sèches. Les données comportementales et physiologiques des sujets sont analysées pour garantir la capacité des sujets à générer un P300 mesurable ainsi que leur capacité à obtenir un contrôle du jeu acceptable. A l'issue de ce recrutement, 38 sujets (24H, 14F) sont retenus et associés en 19 couples. Deux couples ont été rejetés de l'analyse après l'expérience : l'un car la batterie de l'un des pré-amplificateurs était défectueuse, l'autre car l'un des joueurs a utilisé le clignement des yeux afin de tromper l'algorithme de classification adaptatif. L'ensemble des données est vérifié visuellement après l'expérience afin de garantir que la classification se fait bien sur la base de l'activité cérébrale et non une autre activité physiologique qui pourrait permettre de tromper le système BCI (EMG, EOG, clignements, etc.).

Les 17 couples validés (21H,13F) sont constitués de 5 couples homme-homme (HH), 11 couples femme-homme (FH) et 1 couple femme-femme (FF). L'âge moyen est de 24,1 années avec un écart-type de 3.1 années.

3.2.4 Données techniques

Les enregistrements se sont déroulés entre **janvier à juin 2014**, période de test et pilotes inclus. L'expérience est sous la responsabilité du Dr. Marco Congedo, investigateur principal, avec l'équipe suivante :

- Louis Korczowski, doctorant investigateur en charge des expériences,
- Ekaterina Ostaschenko, stagiaire M2 de sciences cognitives pour le support expérimental,
- Anton Andreev, ingénieur CNRS pour le support matériel et logiciel.

L'ensemble des données comportementales brutes sont compilées en annexe E.3.1. Les données EEG sont conservées au format OpenVIBE [209] et serviront de données types pour la validation empirique en classification (Chapitre 4) ou en séparation de sources (Chapitre 5). L'analyse complète de cette expérience sera quant à elle discutée dans le chapitre 6.

3.3 Protocole II : coopération versus compétition

La seconde expérience vise à quantifier les différences de synchronie inter-cérébrale pour des individus entre la coopération et la compétition. Comme nous l'avons vu dans la littérature en hyperscanning (voir Chapitre 1) de nombreuses études ont déjà montré qu'il y avait une différence de couplage entre ces paradigmes sociaux, en général les tâches coopératives favorisant le couplage inter-cérébral `astolfi_investigating_2014`, [15]. En

plus, nous allons manipuler la coïncidence ou non des stimuli (Section 3.1.1) pour pouvoir différencier les synchronies exogènes des synchronies endogènes. Ces manipulations donnent quatre modes de jeu : *coopératif coïncident*, *coopératif non-coïncident*, *compétitif coïncident*, et *compétitif non-coïncident*.

3.3.1 Description du protocole coopération/compétition

Le protocole *coopération versus compétition* vise à établir un possible contraste entre deux paradigmes sociaux (coopération et compétition) tout en manipulant la coïncidence de la tâche afin de discriminer les contributions endogènes et exogènes. L'hypothèse de travail est décrite dans la section 3.1.1 et illustrée par la figure 3.2. Pour se faire, nous utilisons la plate-forme BI2 décrite dans la section précédente 3.1 avec quelques variations que nous allons énumérer.

L'expérience est séparée en quatre *blocs*, chacun des blocs étant constitués de 20 niveaux de jeu. Pour chaque bloc, on présente les quatre conditions expérimentales (chacune pendant cinq niveaux de jeu). Contrairement au précédent protocole qui possédait des variations, chaque niveau possède ici une seule configuration normalisée de 36 symboles : les symboles ne se déplacent pas, tous les symboles *non-target* sont gris et les *target* sont rouges. En fonction de la tâche (oddball coïncident ou non-coïncident), l'interface présente :

- Oddball coïncident : 35 aliens distracteurs et un alien cible,
- Oddball non-coïncident : 34 aliens distracteurs et deux aliens-cible (un pour chaque joueur).

Les symboles *target* sont choisis aléatoirement à chaque niveau parmi les 36 symboles. Contrairement à la tâche collaborative décrite dans le protocole 1 (section 3.2) l'activité de chaque joueur est classifiée indépendamment, le résultat (réussite ou échec) de chaque joueur est donc indépendant de la performance de l'autre joueur (*structure de tâche indépendante*). Les différentes implémentations de la classification seront discutées dans le Chapitre 4 et l'implémentation algorithmique est disponible en Annexe C.2. La différence entre la coopération et la compétition se fait en donnant des règles du jeu différentes qui se résument par un calcul des points attribués différent :

- *En mode coopération*, ils obtiennent un bonus si les deux joueurs détruisent la/les symbole(s) *target* en même temps.
- *En mode compétition*, le joueur qui détruit son symbole *target* tandis que l'autre rate, obtient un bonus.

En coopération, chaque joueur fait remporter "+2000" points aux deux joueurs s'il réussit à atteindre son symbole *target* (Figure 3.10) et si les deux joueurs réussissent à le détruire ensemble, ils obtiennent un bonus de coopération rapportant au total "+5000" aux deux joueurs. Pour la compétition, c'est l'inverse : le joueur qui détruit son symbole *target* gagne "+5000" si l'autre à raté et seulement "+2000" s'ils ont tous les deux réussi. Les scores gagnés sont récapitulés dans la table 3.2.

Le but de chacun des joueurs est de maximiser son score personnel tout en maximisant le score du groupe. Ils doivent à la fois coopérer ensemble contre les autres groupes (points

TABLE 3.2 – *Protocole 2 : Coopération Versus Compétition* : Tableau de score en fonction du résultat et du paradigme pour un joueur (J1) et le second (J2).

Paradigme		J1 touche, J2 rate	J1 et J2 touchent	J1 et J2 ratent
Coopération	J1	+2000	+5000	+0
	J2	+2000	+5000	+0
Compétition	J1	+5000	+2000	+0
	J2	+0	+2000	+0

à maximiser durant la phase de coopération) tout en voulant être le meilleur du groupe (points à maximiser durant la phase de compétition).

Pour chaque niveau, les joueurs n'ont qu'un seul essai (vie) pour détruire la/les cible(s) mais trois répétitions sont utilisées avant de prendre une décision. Pour chaque niveau, il y a donc 36 flashes (3 répétitions x 12) et parmi eux six correspondent au symbole *target*. Contrairement au premier protocole, la durée totale de l'expérience est donc fixe et ne dépend pas de la performance des participants (Figure 3.9).

3.3.1.1 Tâches avec coïncidence du oddball (coopérative et compétitive)

Les tâches *coïncidente coopérative* et *coïncidente compétitive* consistent en une grille de 36 symboles dont une seule est *target*. Les deux sujets doivent donc se concentrer sur la même cible. Ainsi l'ensemble des stimuli sont simultanés dans ces tâches pour les deux joueurs.

3.3.1.2 Tâches sans coïncidence du oddball (coopérative et compétitive)

Les tâches *non-coïncidente coopérative* et *non-coïncidente compétitive* consistent en une grille de 36 symboles dont deux sont *target*. Chaque symbole *target* est associé à un unique joueur et la propriété est indiquée lors de la phase d'*indice* en l'entourant par un rond rouge pour le joueur 1 ou par un carré rouge pour le joueur 2. Les deux sujets doivent donc se concentrer sur des cibles différentes. Les symboles *target* ne flashent jamais simultanément afin d'éviter d'avoir une synchronisation exogène entre les joueurs due aux flashes (voir Section 3.1.1).

3.3.2 Structure de l'expérience

Le protocole 2 "Coopération versus Compétition" peut être séparé en trois parties décrites dans les sections suivantes et schématisées dans la figure 3.9.

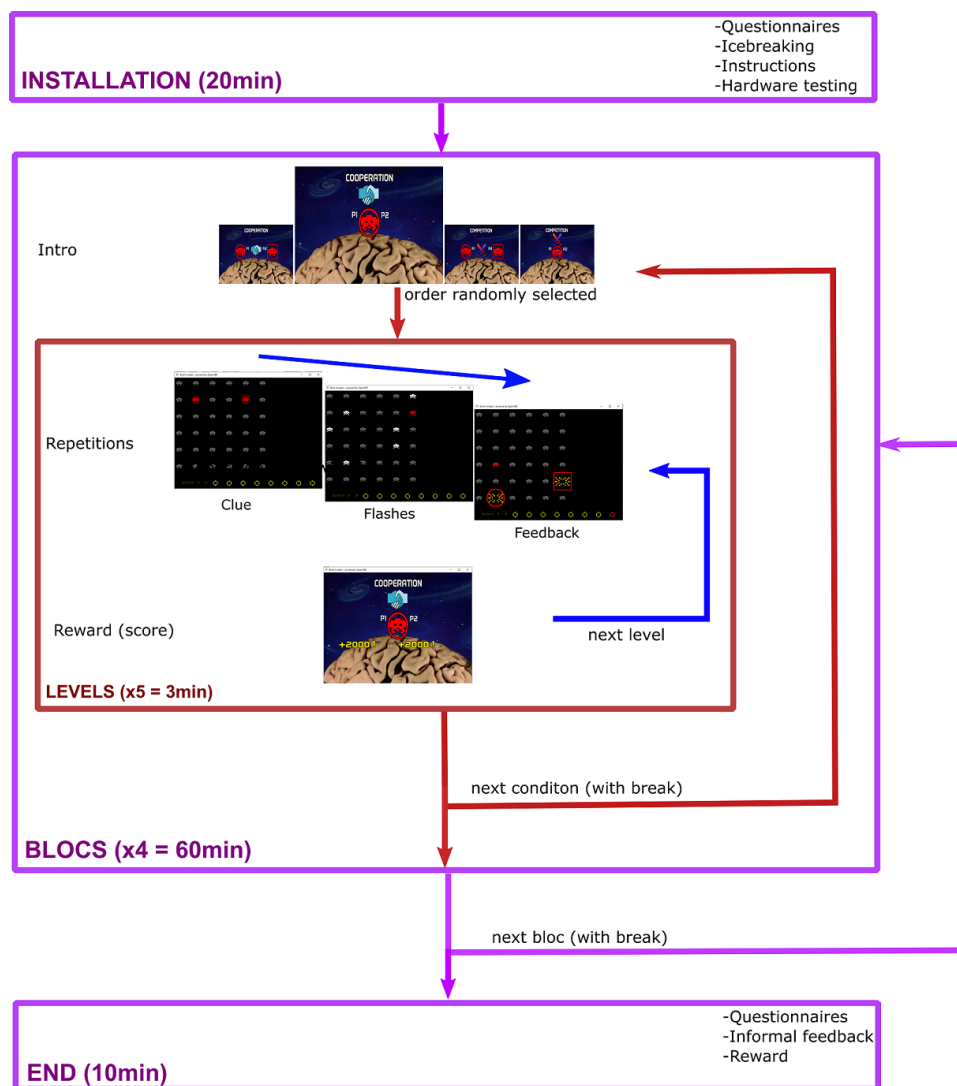


FIGURE 3.9 – L'expérience se déroulait en trois étapes, le tout représentant environ 90min d'expériences. Une étape d'installation, quatre blocs comprenant chacun les quatre paradigmes (*coopératif coïncident*, *coopératif non-coïncident*, *compétitif coïncident*, et *compétitif non-coïncident*) puis un partie débriefing. Chaque étape est détaillée dans la section 3.3.2.

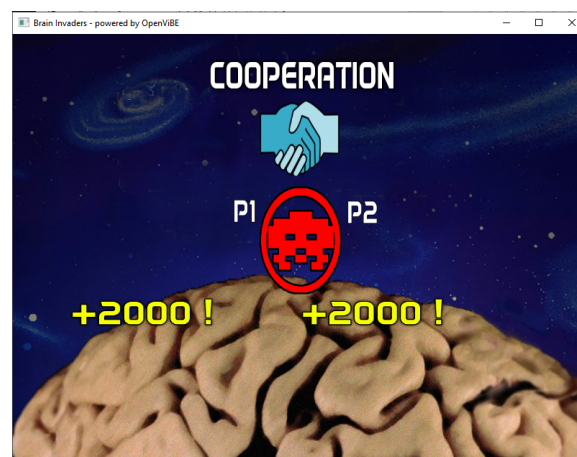


FIGURE 3.10 – Exemple de récompense en coopération coïncidente : un seul des joueurs a atteint la cible, les joueurs se voient mutuellement récompensés par "+2000" points.

3.3.2.1 Préparation

Les individus passent une phase de recrutement, ils sont cette fois appairés de façon à obtenir des joueurs ayant une performance homogène. Cette partie est similaire à celle du protocole I (voir section 3.2.2) mais certains documents sont différents dont : la notice d'information (annexe D.2.1.4), le *questionnaire d'avant-test* (Annexe D.2.1.1).

3.3.2.2 Déroulement

L'expérience se déroule en quatre blocs, chacun des blocs contenant chacune des quatre tâches (Figure 3.9) qui sont ordonnées de manière semi-aléatoire⁷.

Entre chaque bloc une pause de trois à cinq minutes est prévue pour que les joueurs puissent se reposer et échanger entre eux sur leur performance, leur score personnel et de groupe. Innovation de cette expérience, ils ont accès à un tableau de score qui les compare aux performances des couples qui ont joué avant eux. Chaque bloc dure en moyenne 15min au total.

3.3.2.3 Débriefing

Cette partie se déroule de la même manière que le protocole I à la différence du questionnaire d'après-test (Annexe D.2.1.2). Ceux qui le souhaitent laissent leur adresse afin de recevoir les deux lots possibles : le lot du meilleur joueur et le lot du meilleur groupe.

3.3.3 Recrutement

Au total 50 sujets ont été évalués dans une phase de recrutement, parmi eux, 44 sujets séparés en 22 couples sont retenus et ils sont appairés par performance (afin de garantir une performance homogène dans les paires). Après l'expérience, sur ces 22 couples, quatre ont été retirés de l'analyse, trois pour dysfonctionnement matériel et le quatrième car l'un des sujets ne respectait pas les critères de non-exclusion (mais ne l'a révélé qu'après avoir fait l'étude en entier). Les 18 couples (24H,12F) restants sont constitués de 10 couples homme-homme (HH), quatre couples femme-homme (FM) et quatre couples femme-femme (FF). L'âge moyen est de 23,8 ans avec un écart-type de 3,1 ans.

3.3.4 Données comportementales et physiologiques

Les enregistrements se sont déroulés entre **janvier à juin 2015**, période de test et pilotes inclus. L'expérience est sous la responsabilité du Dr. Marco Congedo, investigateur principal, avec l'équipe suivante :

7. Dans l'ensemble de l'expérience, toutes les arrangements possibles de conditions expérimentales étaient équilibrés en nombre d'apparitions. Parmi les quatre blocs, un couple n'avait jamais deux fois le même arrangement.

- Louis Korczowski, doctorant investigateur en charge des expériences
- Martine Cederhout, stagiaire M2 de sciences cognitives pour le support expérimental
- Anton Andreev, ingénieur CNRS pour le support matériel et logiciel

3.3.4.1 Données comportementales

L'ensemble des données comportementales brutes sont compilées en annexe E.3.2. Les données EEG sont conservées au format OpenVIBE [209].

3.4 Conclusion

Les deux études expérimentales d'interface cerveau-ordinateur multi-utilisateurs que nous avons présentés dans ce chapitre s'articulent autour d'un nouveau cadre d'analyse en hyperscanning. Ce cadre permet de contrôler les types d'interactions que nous avons vus dans la section 2.1.3 : le *paradigme social* (coopération, collaboration, compétition, etc.), et la *structure de la tâche* (indépendant avec la classification du cerveau seul et interdépendant avec la classification de l'hypercerveau). De plus, la coïncidence de l'oddball permet de contrôler entre les synchronies exogènes (induites par des stimuli simultanés) et les synchronies endogènes (induites par le paradigme social).

Notre contribution en interface cerveau-ordinateur s'inscrit dans un cadre étendu où la classification du sujet seul n'est plus le seul paramètre déterminant dans l'interaction entre l'homme et la machine. A notre connaissance, Brain Invaders 2 représente l'une des premières contributions en interface cerveau ordinateur multi-utilisateur utilisant les potentiels évoqués visuels sans calibration. Notre contribution fait le lien entre différentes stratégies de classification et différents paradigmes sociaux, notamment la classification hypercerveau en collaboration ou entre la classification multi-cerveau en coopération et compétition. Dans le chapitre suivant, nous allons étudier plus en détails quelles sont les hypothèses théoriques liées à ces stratégies de classification.

Méthodes de Classification BCI Multi-utilisateur

Sommaire

4.1	Problématiques	76
4.1.1	Contexte	76
4.1.2	Classification multi-utilisateurs : différentes approches	78
4.1.3	Plusieurs individus pour de meilleures performances	80
4.2	Classification d'ERP par géométrie riemannienne	82
4.3	Contribution I : Extension de la classification RG en collaboration	83
4.3.1	Hyperclassifieur : hyper-MDM	84
4.3.2	Multiclassifieur : multi-MDM	85
4.4	Contribution II : Implémentation de classification adaptative RG multi-sujets	86
4.4.1	Extension du cadre d'adaptation	87
4.4.2	Implémentation des stratégies de classification RG multi-utilisateurs	87
4.5	Discussions et perspectives	89
4.5.1	Hyper-MDM : malédiction des dimensions	89
4.5.2	Hyper-MDM : classifieur multi-classe	89
4.5.3	Hyper-MDM : Augmentation des données	89
4.5.4	Initialisation des barycentres	90
4.5.5	Adaptation non supervisée	90
4.6	Conclusion	90

Dans ce chapitre nous allons considérer le problème de la classification des signaux EEG d'un ou plusieurs individus sous l'angle de la Géométrie Riemannienne. Ce chapitre se construit en quatre sections autour de deux contributions, plus précisément :

- Une section état de l'art où nous visitons en détails les problématiques et opportunités liées à la classification multi-utilisateur.
- Une première contribution qui concerne l'extension des méthodes Riemanniennes pour les classifieurs multi-utilisateurs collaboratifs, en particulier un classifieur hyper-scanning *hyper-MDM* et une méthode de fusion de classifieurs *multi-MDM*.
- Une seconde contribution qui concerne l'extension et l'implémentation des méthodes de classification adaptative, permettant de se prémunir de phase d'entraînement, aux multi-utilisateurs.
- Une discussion qui porte sur les problèmes de dimensionnalité des données et d'estimation.

Les résultats expérimentaux utilisant les deux contributions méthodologiques de ce chapitre sont présentés dans le chapitre 6.

Publication de l'auteur associée à ce chapitre : [146]

Rappel de notation :

- $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ est une matrice de mélange spatial, $\mathbf{a}_i \in \mathbb{R}^N$ le vecteur colonne de \mathbf{A} , et $a_{j,i}$ les scalaires associés.
- nous utiliserons les indices suivant pour les différentes dimensions manipulées : $k \in \{1 \dots K\}$ est associé aux fenêtres d'observations, $n \in \{1 \dots N\}$ est associé aux électrodes, $m \in \{1 \dots M\}$ est associé aux sujets, $c \in \{+, -\}$ est associé aux classes (respectivement *target* et *non-target*).
- $\mathbf{X}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$ est la k -ième matrice d'observation, appelée fenêtre, qui est constituée de T échantillons mesuré par N capteurs. Le cas échéant, on ajoute l'indice du sujet m tel que $\mathbf{X}_{k,m}$.
- Σ_k est une matrice de caractéristiques de dimension variable de la k -ième matrice d'observation (souvent définie comme une matrice de covariance). Le cas échéant, $\Sigma_{k,m}$ est par extension celle du m -ième sujet.
- $y(k) \in \mathcal{C}$ est l'étiquette de la k -ième observation qui appartient à l'ensemble des classes possibles. Dans notre cas $\mathcal{C} = \{+, -\}$ pour la classe *target* et *non-target*, respectivement. Par extension $y_m(k)$ indique celle associée au sujet m (si différent).
- Les exposants entre parenthèses signifient l'association d'un objet à une classe donnée, par exemple $\mathbf{P}^{(c)} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ est une matrice du signal stéréotypé de la classe c . Par extension $\mathbf{P}_m^{(c)}$ indique celle associée au sujet m .
- \mathcal{K} , $\mathcal{K}^{(+)}$ et $\mathcal{K}^{(-)}$ sont respectivement l'ensemble des observations, l'ensemble des observations *target* et l'ensemble des observations *non-target*, respectivement ($\mathcal{K} = \mathcal{K}^{(+)} \cup \mathcal{K}^{(-)}$).
- $|\mathcal{K}^{(+)}|$ le cardinal de l'ensemble *target* $K^{(+)}$.
- $\mathcal{X}_{m,n}$ sont les variables aléatoires d'un processus suivant une loi normale centrée stationnaire par morceau où n est l'indice d'électrode et m du sujet. Les fenêtres $\mathbf{X}_{m,k}$ sont des réalisations de $\mathcal{X}_{m,n}$ sur une fenêtre T .
- $\text{cov}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2) = \mathbb{E}[(\mathbf{X}_1 - \mathbb{E}[\mathbf{X}_1])(\mathbf{X}_2 - \mathbb{E}[\mathbf{X}_2])]$ est la matrice de covariance croisée entre \mathbf{X}_1 et \mathbf{X}_2 . $\text{cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X})$ est la matrice de covariance (ou matrice de variance-covariance) de \mathbf{X} qui sera notée $\text{cov}(\mathbf{X})$.
- \mathbf{I} est une matrice identité (éléments nuls sauf sur la diagonale de 1).

4.1 Problématiques

4.1.1 Contexte

Dans le cadre des expériences de type hyperscanning, les interfaces BCI ont pour entrée l'activité de plusieurs cerveaux simultanément et, en particulier pour les paradigmes expérimentaux présentés dans le chapitre 3, des potentiels évoqués coïncidents ou non. Dès lors, nous avons besoin de concevoir des méthodes de classification spécifiques pour

les signaux ERP qui fonctionnent proche du temps réel, qui ont un taux de réussite suffisant afin de donner aux utilisateurs une interface fiable, et nous voulons nous prémunir de la phase de calibration. Ce problème de classification en temps réel est réputé non trivial car le taux de réussite dépend en grande partie de rapport signal-à-bruit de l'activité discriminante, c'est-à-dire, le rapport entre la puissance instantanée de l'activité transitoire du potentiel évoqué (dont l'amplitude crête-à-crête est de l'ordre de quelques μV) et la puissance instantanée de l'ensemble des autres activités cérébrales continues (dont l'amplitude crête-à-crête se situe entre plusieurs dizaines jusqu'à la centaine de μV) [69], [204]. Ce rapport étant donc largement inférieur à 1 dans le cas des BCI-ERP, les méthodes de classification simples sont insuffisantes et il est nécessaire de ré-hausser le rapport signal-à-bruit par des méthodes de pré-traitement. Une approche classique consiste par exemple à supprimer au maximum le bruit, i.e. par élimination des fréquences non contributives à l'ERP (filtrage temporel). Cependant, un tel filtrage n'est pas suffisant car les fréquences contributives de l'ERP se superposent partiellement à l'activité continue du cerveau [69]. Cette limitation peut être contournée par des méthodes d'estimation du signal par moyennage car, en cumulant suffisamment d'observations d'ERP, on tend vers une élimination asymptotique du bruit. Ainsi, avec un nombre suffisant d'observations, il est possible d'atteindre un taux négligeable d'erreur et donc un système BCI fiable [77]. Cependant cette approche nécessite de répéter ou maintenir l'état dans lequel les utilisateurs produisent une activité discriminante augmentant la fatigue et réduisant le taux d'information global du système [58] (voir Figure 4.1). En pratique, nous devons donc effectuer un compromis entre temps d'acquisition et taux de réussite afin de maximiser le taux d'information.

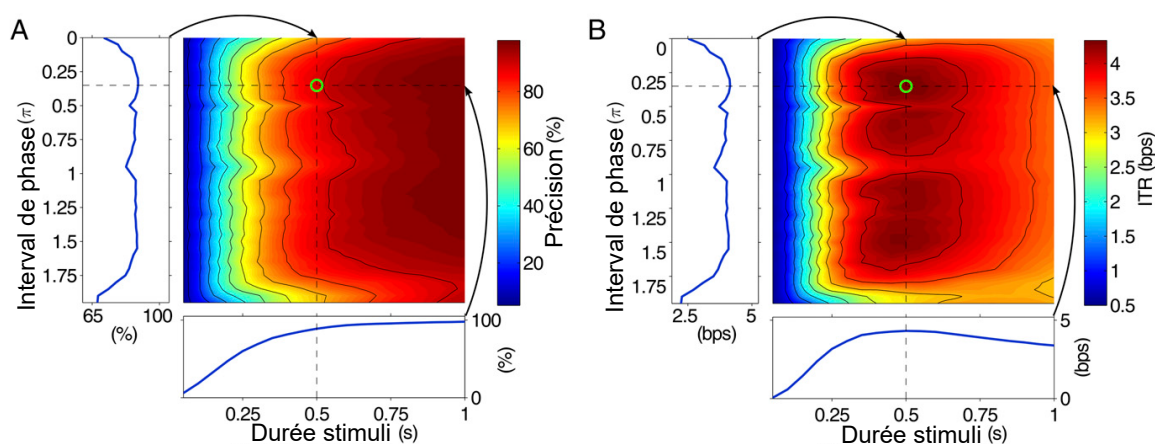


FIGURE 4.1 – Comparaison de (A) précision en pourcentage par rapport à (B) taux d'information (ITR) en bits par seconde (bps) d'un classifieur BCI de type SSVEP présenté dans [58] en fonction de la durée de la mesure (abscisses) et de l'intervalle de phase entre les stimuli (ordonnées). On remarque que si le taux de réussite croît de manière monotone en fonction de la durée de la mesure, ce n'est pas le cas pour le taux d'information. En effet, le plateau de précision est atteint après 0.5 s et celui-ci n'est pas compensé par l'augmentation de la durée du stimuli. Cela illustre la nécessité d'un compromis entre taux de réussite et durée de la mesure.

On notera que les méthodes d'estimation du signal comme le moyennage prennent comme hypothèse que le potentiel évoqué est le même pour toutes les observations d'une même classe. Or les latences et amplitudes des ERP peuvent varier même au cours d'une même session entraînant une variabilité intra-session (voir Section 2.2.3). De plus, les

potentiels évoqués sont dépendants de facteurs écologiques (fatigue, concentration, éveil, etc.) et de facteurs expérimentaux (type de stimulus, difficulté de la tâche, etc.) qui entraînent une variabilité inter-session [204]. Ces deux sources de variabilité sont parmi les causes les plus importantes de l'échec des méthodes classiques [77]. C'est pourquoi la plupart des systèmes BCI nécessitent de calibrer le classifieur lors d'une session d'entraînement juste avant chaque utilisation [24]. Nous allons voir comment ces problématiques s'intègrent dans un système BCI multi-utilisateur.

4.1.2 Classification multi-utilisateurs : différentes approches

Les possibilités d'interaction entre plusieurs utilisateurs et un système BCI sont très nombreuses et dépendent aussi du type de paradigme social (coopération/compétition/etc.) tel que nous l'avons étudié dans la section 2.1.3. Les méthodes de classifications n'étant rien d'autre que des outils pour traduire une commande neurale en action, la façon de les intégrer sera fondamentalement différente en fonction du fonctionnement du système. Chaque configuration du réseau multi-utilisateur (voir Figure 4.2) peut alors admettre une ou plusieurs chaînes de classification donnant des résultats différents [182].

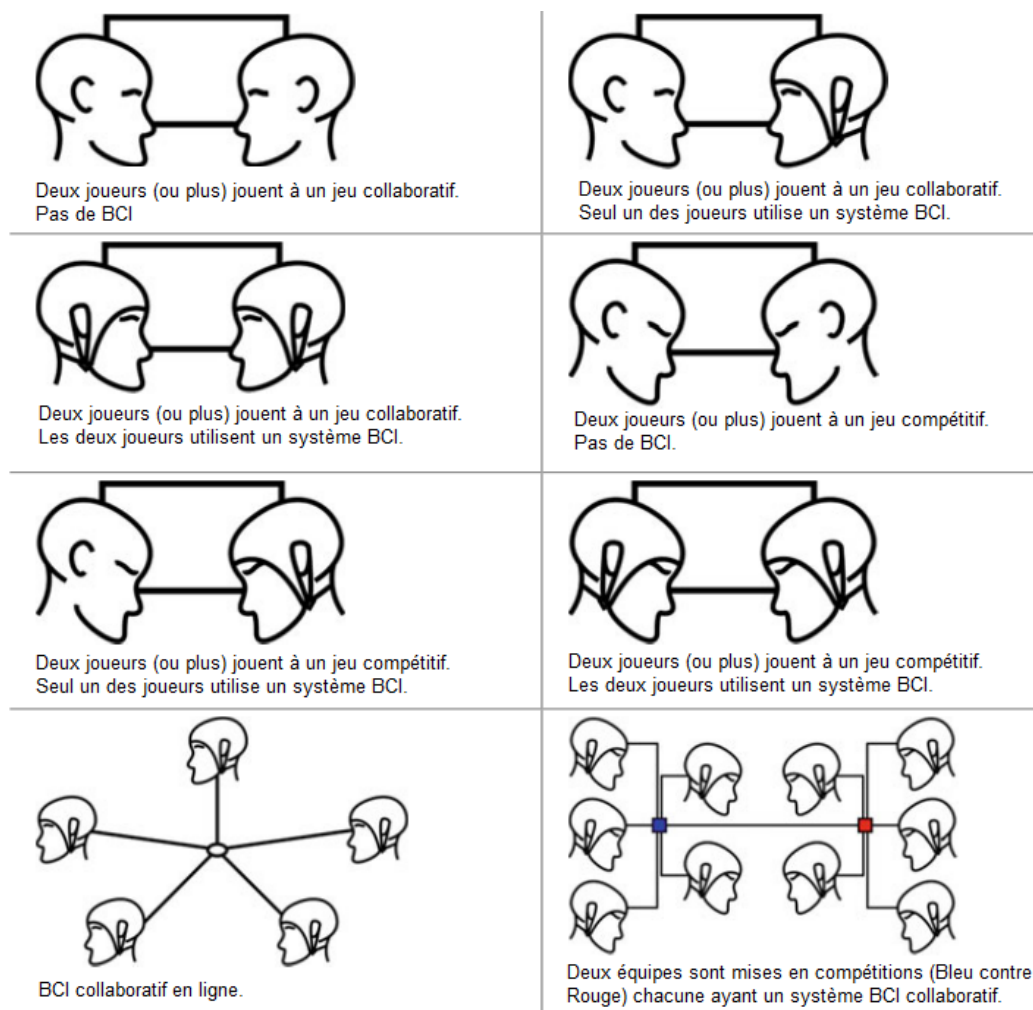


FIGURE 4.2 – Différentes façons d'intégrer les plusieurs utilisateurs avec ou sans casque EEG collaborant ou coopérant à l'aide de systèmes BCI. Figure tirée de [182]

En effet, comme nous l'avons rappelé dans la section précédente, les étapes de pré-

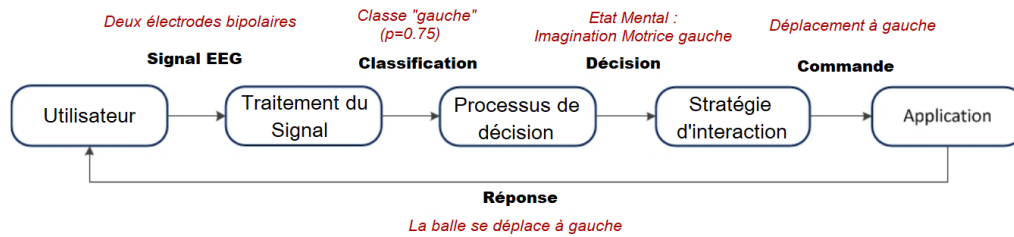


FIGURE 4.3 – Exemple typique de la boucle d'un système BCI solo (nom des étapes en gras) illustrée par un paradigme d'Imagination Motrice (exemple en rouge italique). Figure adaptée de [41]

traitement et de classification sont justifiées pour des raisons de fiabilité du système BCI, or la présence de plusieurs utilisateurs permet d'intégrer la contribution des individus à chacune des quatre étapes de la boucle de classification (Figure 4.3) :

- **A l'étape du traitement du signal.** L'activité de l'ensemble des utilisateurs est intégrée pour créer des métadonnées qui seront ensuite utilisées lors de la classification (e.g. hypercerveau ou moyennage des activités des individus).
- **A l'étape de la décision.** Chacune des activités est classifiée indépendamment, et il s'agit d'établir une stratégie de fusion des résultats de la classification (e.g. par vote, boosting, etc.)
- **A l'étape de la stratégie d'interaction.** Le système doit prendre en compte les décisions indépendantes de chacun des utilisateurs afin de proposer une interaction jointe (e.g. un utilisateur contrôle l'axe vertical d'un bras robotique pendant que l'autre contrôle l'axe horizontal)
- **A l'étape de l'application et du retour sensitif.** Chaque utilisateur ayant une parfaite indépendance du point de vue de la classification, l'influence se fera au niveau dans le cadre des limites du système (e.g. interagir en contrôlant son avatar).

Les différents systèmes multi-utilisateurs sont aussi nombreux que les possibilités d'interactions avec commande neurale des utilisateurs (Figure 4.2), il est possible d'imaginer un système collaboratif où les activités cérébrales sont moyennées (étape traitement) comme il est possible d'imaginer un système collaboratif où deux utilisateurs doivent tirer ensemble une corde dans le même sens (stratégie d'interaction). Quelques exemples sont donnés dans la figure 4.4.

Du point de vue de la classification, la performance est l'un des aspects les plus importants et nous devons étudier comment les différents signaux peuvent être exploités au maximum afin d'augmenter la fiabilité du BCI. La géométrie Riemannienne apporte un cadre simple qui permet d'imaginer des variantes aux étapes de traitement ou de la décision. Nous allons donc comparer d'un point de vue théorique deux stratégies de classification utilisant la géométrie Riemannienne qui intègrent plusieurs utilisateurs en collaboration.

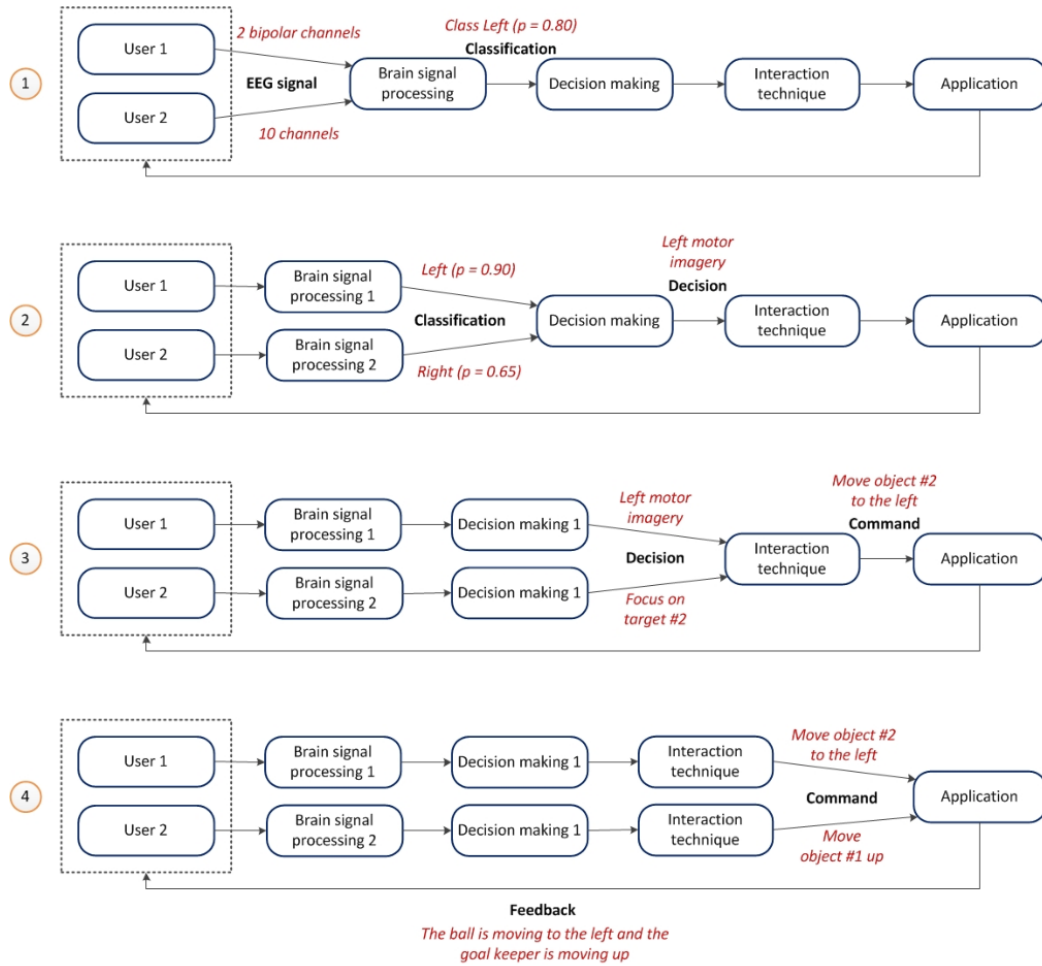


FIGURE 4.4 – Quatre exemples (en rouge italique) illustrant l’intégration de plusieurs utilisateurs aux différentes étapes de la boucle du système BCI. Figure adaptée de [41]

4.1.3 Plusieurs individus pour de meilleures performances

La présence de plusieurs utilisateurs effectuant la même tâche simultanément (collaboration) permet d’exploiter les activités cérébrales concourantes. L’estimation du signal discriminant peut alors substituer la *moyenne temporelle* par une *moyenne d’ensemble*. Il est alors possible d’atteindre un système asymptotiquement fiable en augmentant le nombre d’individus [69], [201], [240] et de raccourcir l’intervalle entre les décisions du système en dessous de ce qui serait possible avec un seul sujet [50], [246]. Cependant, cette supériorité théorique du *moyennage d’ensemble* sur le *moyennage temporel* repose sur l’hypothèse que les activités caractéristiques des différents sujets sont similaires avec une faible variabilité inter-sujets. Cette hypothèse formule une forme d’ergodicité que nous allons expliciter.

On considère un modèle simplifié de génération où l’activité mesurée est une superposition d’un potentiel évoqué et d’une activité cérébrale continue. Soit une matrice de signal stéréotypé de classe $c \in \{+, -\}$, $\mathbf{P}_m^{(c)} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ pour le sujet $m \in \{1 \dots M\}$, alors on a

$$\mathbf{X}_{m,k} = \mathbf{P}_m^{(c)} + \mathbf{R}_{m,k} \text{ avec } y_m(k) = c, \quad (4.1)$$

où $\mathbf{X}_{m,k} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ est une fenêtre de classe $c \in \{+, -\}$ et $\mathbf{R}_{m,k} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ est un terme de

bruit qui englobe l'activité cérébrale continue, les artéfacts physiologiques (EMG, EOG, etc.) et non-physiologiques (matériel, ligne de base, etc.). On peut supposer que l'activité évoquée pour la classe *non-target* est négligeable (i.e. $\mathbf{P}_m^{(-)} \approx 0$), on simplifie donc la notation par $\mathbf{P}_m = \mathbf{P}_m^{(+)}$. Nous explicitons alors les deux estimateurs.

La *moyenne temporelle* empirique de classe *target* $\bar{\mathbf{X}}_m^{(+)}$ sur K répétitions détruit la contribution du bruit $\mathbf{R}_{m,k}$ tel que

$$\mathbf{P}_m \simeq \bar{\mathbf{X}}_m^{(+)} = \frac{1}{|\mathcal{K}^{(+)}|} \sum_{k \in \mathcal{K}^{(+)}} \mathbf{X}_{m,k} \quad (\text{quand } |\mathcal{K}^{(+)}| \rightarrow \infty). \quad (4.2)$$

Ainsi, la classification pourrait être toujours réussie à condition qu'un nombre suffisant de répétitions soit disponible. Le coût de ce type d'estimateur est la lenteur du système (voir figure 4.1).

La *moyenne d'ensemble* empirique de classe *target* $\bar{\mathbf{X}}_k^{(+)}$ des sujets permet d'obtenir une activité stéréotypée d'ensemble telle que

$$\mathbf{P}_k \simeq \bar{\mathbf{X}}_k^{(+)} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{X}_{m,k}, \quad y(k) = + \quad (\text{quand } M \rightarrow \infty), \quad (4.3)$$

où $\mathbf{P}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$ est une moyenne des activités stéréotypées des M sujets. On peut simplifier la notation par $\mathbf{P} = \mathbf{P}_k$ et on obtient asymptotiquement :

$$\mathbf{P} \simeq \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{P}_m. \quad (4.4)$$

En considérant l'activité cérébrale continue indépendante de l'activité évoquée stéréotypée, on peut exprimer ces deux estimateurs en fonction du signal-à-bruit, noté SNR, tel que

$$\text{SNR}(\bar{\mathbf{X}}_m) = \frac{\|\text{cov}(\mathbf{P}_m)\|_F}{\|\text{cov}(\mathbf{R}_{m,k})\|_F} \quad \text{et} \quad \text{SNR}(\bar{\mathbf{X}}_k) = \frac{\|\text{cov}(\mathbf{P})\|_F}{\|\text{cov}(\mathbf{R}_{m,k})\|_F} \quad (4.5)$$

avec $\|(\cdot)\|_F$ la norme de Frobenius. Les numérateurs étant dépendants et en utilisant (4.4), on peut les exprimer asymptotiquement de la forme

$$\text{cov}(\mathbf{P}) = \frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^M \text{cov}(\mathbf{P}_m) + \frac{2}{M^2} \sum_{1 \leq i < j \leq M} \text{cov}(\mathbf{P}_i, \mathbf{P}_j) \quad (\text{quand } M \rightarrow \infty), \quad (4.6)$$

avec i, j l'indices des sujets. On remarque alors que $\text{SNR}(\bar{\mathbf{X}}_k)$ est borné : il atteint sa valeur maximale quand la covariance entre les sujets, $\text{cov}(\mathbf{P}_i, \mathbf{P}_j)$, est maximale (les sujets ont exactement le même potentiel évoqué) et il atteint sa valeur minimale quand la covariance entre les sujets est nulle (les sujets ont des potentiels évoqués non-coïncidents). Ainsi, dans l'hypothèse que la puissance des potentiels évoqués est similaire entre les sujets, on a asymptotiquement la simplification suivante :

$$\|\text{cov}(\mathbf{P})\|_F \leq \|\text{cov}(\mathbf{P}_m)\|_F \quad (4.7)$$

Bien que les potentiels évoqués aient une puissance globale du même ordre de grandeur pour différents sujets, la trajectoire temporelle et la localisation spatiale du potentiel

évoqué varie fortement en fonction de l'individu. Cette variabilité inter-sujets éloigne la covariance entre les potentiels évoqués $\text{cov}(\mathbf{P}_i, \mathbf{P}_j)$ de leur maximum théorique; la moyenne temporelle est donc supérieure à la moyenne d'ensemble en terme de SNR (à nombre de sujets et d'observations égale). Pourtant l'hypothèse d'"ergodisme" entre \mathbf{P} et \mathbf{P}_m est communément utilisée dans la littérature en potentiel évoqué [204] et très peu d'études intègrent un cadre théorique capable de prendre en compte l'ensemble de ces variabilités intra-/inter-sujet bien que ce soit l'objet récurrent de questionnements pour la communauté BCI lors de ces dernières années [181]–[185]. Pourtant, chaque sujet possède une diversité, que les méthodes de moyennage d'ensemble réduisent, qu'il est possible d'exploiter. Notre première contribution de ce chapitre concernera ces problématiques en intégrant les variabilités inter-sujets sans utiliser de moyennage avec un classifieur riemannien dit *hyper-MDM* que nous comparons à un classifieur les ignorant dit *multi-MDM*.

4.2 Classification d'ERP par géométrie riemannienne

On associe aux observations $\mathbf{X}_{m,k}$ leur matrice de variance-covariance spatiale $\Sigma_{m,k}$ (A.1) symétrique définie positive munie d'une métrique de Fisher que nous avons décrit dans la section 2.3.4. Comme nous l'avons vu dans la section 2.2, on considère que les matrices $\Sigma_{m,k}$ contiennent les statistiques spatiales du signal EEG cependant ces matrices échouent à capturer les dépendances temporelles entre les signaux. En supposant qu'on possède une estimation du signal stéréotypé *target* pour chaque individu \mathbf{P}_m (e.g. par moyennage, cf. (4.2)), on construit des observations augmentées nommées *super-trial* $\tilde{\mathbf{X}}_{m,k}$ en concaténant l'observation courante avec le signal stéréotypé estimé :

$$\tilde{\mathbf{X}}_{m,k} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_m \\ \mathbf{X}_{m,k} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2N \times T} \quad (4.8)$$

Cette étape *augmente* les observations en y injectant une information sur la forme et la latence de l'activité évoquée. La matrice de variance-covariance $\tilde{\Sigma}_{m,k}$ de $\tilde{\mathbf{X}}_{m,k}$ contient alors à la fois les statistiques spatiales et temporelles du second ordre liées à l'activité évoquée courante (voir Figure 4.5) telle que

$$\tilde{\Sigma}_{m,k} = \begin{bmatrix} \Sigma_{m,+} & \text{cov}(\mathbf{P}_m, \mathbf{X}_{m,k}) \\ \text{cov}(\mathbf{X}_{m,k}, \mathbf{P}_m) & \Sigma_{m,k} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{2N \times 2N}. \quad (4.9)$$

Dans le cadre du paradigme oddball, l'augmentation des données avec une estimation du signal stéréotypé *target* est suffisante car la réponse *non-target* possède une faible contribution en comparaison. Pour d'autres paradigmes, augmenter les données en concaténant l'activité stéréotypée d'autres classes permet d'améliorer la sensibilité du classifieur. Par ailleurs, d'autres stratégies d'augmentation des données peuvent être envisagées afin d'améliorer la sensibilité du classifieur en fonction des caractéristiques discriminantes telles que l'utilisation de co-spectres ou des covariances croisées [69].

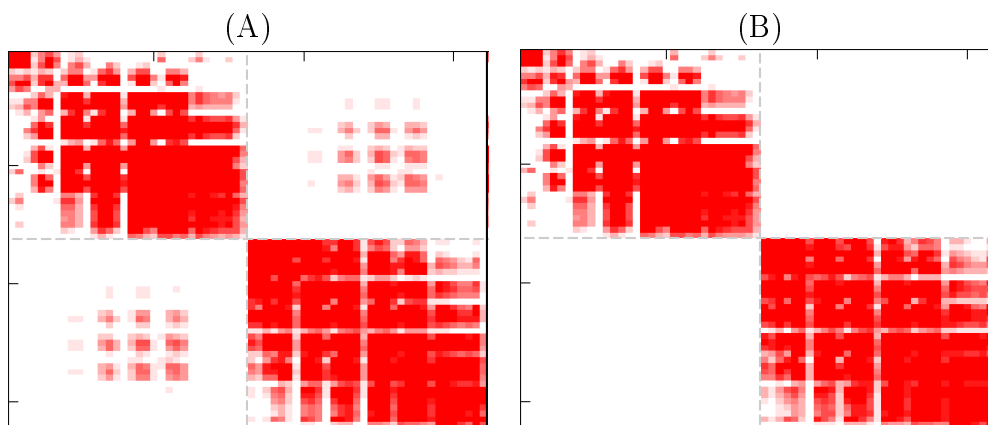


FIGURE 4.5 – Représentation des valeurs absolues de la moyenne géométrique des matrices de variance-covariance étendues ($N = 64$). A droite le barycentre *target* (A), à gauche le barycentre *non-target* (B). La contribution la plus discriminante des deux matrices se situe dans le bloc hors diagonal correspondant aux covariés entre le signal stéréotypé *target* et les observations courantes. Plus le pixel est rouge, plus la valeur absolue est forte.

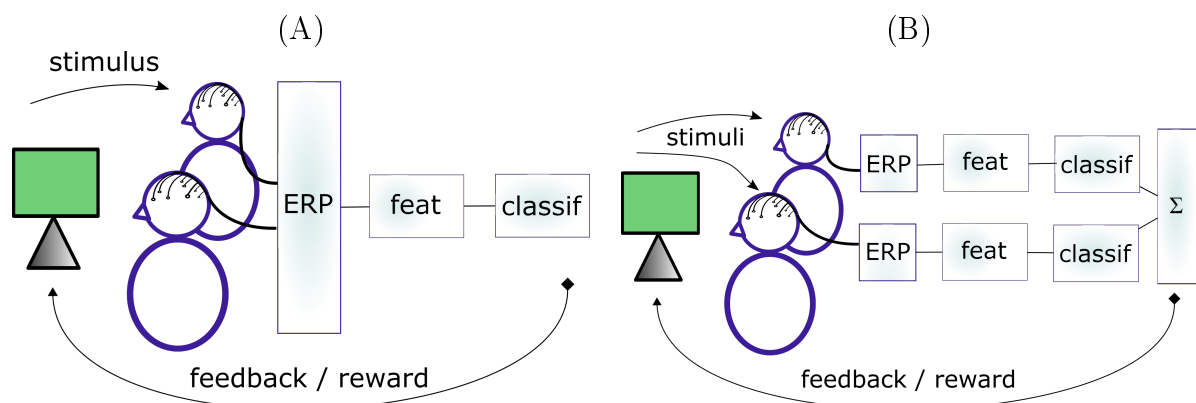


FIGURE 4.6 – (A) Hyper-MDM : les activités de deux individus sont intégrées à un hypercerveau dont les caractéristiques seront classifiées ensemble. (B) Multi-MDM : M chaînes de traitement et de classifications dont les résultats sont fusionnés.

4.3 Contribution I : Extension de la classification RG en collaboration

Dans le cadre d'un système BCI multi-utilisateur collaboratif, nous proposons deux approches : une approche basée sur l'exploitation des statistiques intra- et inter-sujet pour la classification d'un *hypercerveau* (classifieur *hyper-MDM* Figure 4.6A) et une approche basée sur la seule exploitation des statistiques intra-sujet et leur fusion pour la classification multi-utilisateur (classifieur *multi-MDM*, Figure 4.6B).

4.3.1 Hyperclassifieur : hyper-MDM

4.3.1.1 Classifier l'hypercerveau

L'hypercerveau considère l'ensemble des données des utilisateurs de manière globale. L'hypothèse est que l'analyse individuelle ne représente pas l'ensemble de la diversité du signal (le tout est supérieur à la somme). On va donc chercher à intervenir au plus tôt sur la chaîne de classification, typiquement à l'étape de pré-traitement (voir Figure 4.6A). En fonction du choix du pré-traitement, les résultats seront donc drastiquement différents et se propageront dans les étapes suivantes de la chaîne de classification.

4.3.1.2 Propriétés spatiales de l'hypercerveau

On considère l'activité $\mathbf{X}_{m,k} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ d'un individu sur la fenêtre k comme une réalisation d'un processus multivarié stationnaire $\mathcal{X}_{m,n}$ associé à chacune des électrodes $n \in \{1 \dots N\}$ et sujet $m \in \{1 \dots M\}$ de loi supposée normale centrée. Du fait de la coïncidence des activités, on peut supposer qu'il existe une interdépendance entre deux individus m_1 et m_2 tel que $\forall (n_1, n_2, m_1, m_2) \in \{1 \dots N\}^2 \times \{1 \dots M\}^2 \mid (m_1 \neq m_2)$, nous avons

$$\text{cov}(\mathcal{X}_{m_1, n_1}, \mathcal{X}_{m_2, n_2}) \neq 0. \quad (4.10)$$

Dès lors, on obtient la construction d'un hypercerveau par concaténation de l'ensemble des observations synchrones tel que

$$\mathbf{X}_k = [\mathbf{X}_{1,k}^T \ \mathbf{X}_{2,k}^T \ \dots \ \mathbf{X}_{M,k}^T]^T \in \mathbb{R}^{NM \times T}, \quad (4.11)$$

dont la matrice de variance-covariance $\text{cov}(\mathbf{X}_k, \mathbf{X}_k)$ contient exhaustivement l'ensemble des statistiques spatiales intra- et inter-sujets. Cette dernière étant symétrique définie positive (elle appartient à $\mathbb{P}(NM)$ où \mathbb{P} est l'ensemble des matrices symétriques définies positives), elle permet d'utiliser le cadre de classification par géométrie riemannienne (voir Section 2.3.4.1) et que nous décrirons plus en détail dans la section suivante. Si cette approche permet de bien exploiter la localisation spatiale, elle est insuffisante pour discriminer avec fiabilité les activités *target* des activités *non-target* car elle est aveugle aux relations temporelles, donc il ignore les propriétés transitoire du potentiel évoqué. Dans ce cadre, les matrices de covariances doivent être *augmentées* pour prendre en compte à la fois des statistiques spatiales mais aussi temporelles du signal.

4.3.1.3 Matrices étendues de l'hypercerveau

Afin d'exploiter à la fois l'activité spatiale et temporelle des signaux de l'ensemble de individus, on peut construire une matrice augmentée par les différents super-trials présentés dans (4.8) telle que

$$\tilde{\mathbf{X}}_k = [\tilde{\mathbf{X}}_{1,k}^T \ \tilde{\mathbf{X}}_{2,k}^T \ \dots \ \tilde{\mathbf{X}}_{M,k}^T]^T \in \mathbb{R}^{2NM \times T}. \quad (4.12)$$

Cette matrice admet pour matrice de variance-covariance

$$\tilde{\Sigma}_k = \begin{bmatrix} \tilde{\Sigma}_{1,k} & \text{cov}(\tilde{\mathbf{X}}_{2,k}, \tilde{\mathbf{X}}_{1,k}) & \dots & \text{cov}(\tilde{\mathbf{X}}_{M,k}, \tilde{\mathbf{X}}_{1,k}) \\ \text{cov}(\tilde{\mathbf{X}}_{1,k}, \tilde{\mathbf{X}}_{2,k}) & \tilde{\Sigma}_{2,k} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ \text{cov}(\tilde{\mathbf{X}}_{1,k}, \tilde{\mathbf{X}}_{M,k}) & & & \tilde{\Sigma}_{M,k} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{2NM \times 2NM} \quad (4.13)$$

qu'on peut décomposer en deux termes. Un premier terme bloc-diagonal $\tilde{\Delta}_k$ composé de différentes matrices de variance-covariance étendues $\{\tilde{\Sigma}_{m,k}\}$ employées dans la classification solo dans (4.9) tel que

$$\tilde{\Delta}_k = \text{bdiag}_{2N}(\tilde{\Sigma}_k) = \begin{bmatrix} \tilde{\Sigma}_{1,k} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \tilde{\Sigma}_{2,k} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & & \tilde{\Sigma}_{M,k} \end{bmatrix}^T, \quad (4.14)$$

où bdiag_{2N} est l'opérateur $2N$ -bloc-diagonal. Un second terme off-bloc-diagonal comprenant l'ensemble des covariances croisées des super-trials. Du fait que les variables des différents sujets sont mutuellement dépendantes si (4.10) est vérifiée, alors on observe dans ce cas que $\forall k$ on a

$$\tilde{\Sigma}_k - \tilde{\Delta}_k \neq 0. \quad (4.15)$$

4.3.1.4 Classifieur MDM-hyper

La construction des matrices de covariance étendues (4.13) symétriques définies positives permet de projeter les données dans un espace riemannien $\mathbb{P}(2NM)$ muni d'une métrique de Fisher (voir Section 2.3.4). On peut définir pour chaque classe un unique barycentre respectant (A.7), en particulier pour notre classification de P300, un barycentre *target* $\tilde{\Sigma}_+$ et un barycentre *non-target* $\tilde{\Sigma}_-$. Alors l'approche du classifieur métrique hyper-MDM consiste à associer à chaque observation de l'hypercerveau $\tilde{\Sigma}_k$ une classe estimée $\hat{y}(k)$ que la distance entre l'observation et le barycentre est minimal tel que

$$\hat{y}(k) = \underset{c}{\text{argmin}}(\delta_{\mathbb{R}}(\tilde{\Sigma}_c, \tilde{\Sigma}_k)). \quad (4.16)$$

Cette simple méthode permet de classifier n'importe quel ensemble de sujet en prenant en compte l'ensemble des statistiques intra-sujet mais aussi l'ensemble des statistiques inter-sujet. Si les statistiques inter-sujet permettent de discriminer entre *target* et *non-target*, ils seront naturellement pris en compte sans pour autant perdre l'information intra-sujet.

4.3.2 Multiclassifieur : multi-MDM

On peut exploiter la décomposition (4.15) pour observer que pour tout point $\Sigma \in \mathbb{P}(2NM)$, on a

$$\delta_{\mathbb{R}}(\tilde{\Delta}_k, \text{bdiag}_{2N}(\Sigma)) = \sqrt{\sum_{m=1}^M \delta_{\mathbb{R}}^2(\tilde{\Sigma}_{m,k}, \text{bdiag}_{2N} \Sigma[m])} \quad (4.17)$$

où $\text{bdiag}_{2N} \Sigma[m] \in \mathbb{R}^{2N \times 2N}$ est m -ième bloc sur la diagonale de Σ . Autrement dit, si les statistiques inter-sujet sont nulles ou négligeables, alors la classification hyper-MDM est équivalente à sommer le résultat de M classifications indépendantes.

L'approche de classification *multi-MDM* consiste justement à ignorer ces statistiques inter-sujets. Pour cela, on note la distance $d_{m,c}(k)$ de chacune des observations $\tilde{\Sigma}_{m,k}$ à leur barycentres intra-sujet respectifs $\tilde{\Sigma}_{m,c}$

$$d_m^{(c)}(k) = \delta_{\mathbb{R}}(\tilde{\Sigma}_m^{(c)}, \tilde{\Sigma}_{m,k}). \quad (4.18)$$

Alors la classe estimée $\hat{y}(k)$ est celle pour laquelle la somme des distances est minimale tel que

$$\hat{y}(k) = \underset{c}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{m=1}^M d_m^{(c)}(k)^2 \right) \quad (4.19)$$

Cette approche est donc un cas particulier d'un classifieur *hyper-MDM* dont on aurait mis à zéro l'ensemble des statistiques inter-sujets et où (4.15) n'est plus vérifiée. On a alors $\tilde{\Sigma}_k = \tilde{\Delta}_k$ si et seulement si les signaux inter-sujets sont indépendants, c'est-à-dire tel que $\forall (m_1, m_2, n_1, n_2) \in \{1 \dots M\}^2 \times \{1 \dots N\}^2 \mid (m_1 \neq m_2)$

$$\operatorname{cov}(\mathcal{X}_{m_1, n_1}, \mathcal{X}_{m_2, n_2}) = 0. \quad (4.20)$$

Du fait de la présence des P300 stéréotypés dans les super-trials, une telle indépendance ne peut être respectée que si les activités stéréotypées \mathbf{P}_m sont parfaitement non-coïncidents et que les composantes continues de l'activité cérébrale sont mutuellement non corrélées entre les sujets. Dans ce cas particulier, la moyenne d'ensemble atteint asymptotiquement sa borne inférieure en terme de SNR (voir (4.6)) réduisant drastiquement la performance potentielle en classification.

Ainsi, grâce à ces propriétés des deux espaces métriques que nous avons mis en avant pour la classification d'un BCI collaboratif, nous nous attendons à ce que les résultats de la classification des deux classifieurs soient influencés par la nature du couplage inter-individuel durant la tâche. Bien que l'activité cérébrale des individus puissent être fortement couplée durant l'ensemble de l'expérience, le classifieur hyper-MDM devrait augmenter en sensibilité si les propriétés spatio-temporelles de ce couplage changent entre les tâches *target* et *non-target*. Si ces propriétés statistiques ne changent pas entre les deux classes, alors le classifieur multi-MDM ne devrait pas être pénalisé malgré l'utilisation d'une information moindre.

4.4 Contribution II : Implémentation de classification adaptative RG multi-sujets

Le classifieur métrique permet d'utiliser des stratégies simples afin de mettre à jour les paramètres de classification pendant l'utilisation. C'est que nous nommons une classification adaptative. La stratégie d'adaptation d'un classifieur MDM a été brièvement décrite dans la section 2.3 et nous nous proposons de l'étendre à plusieurs utilisateurs et de proposer des implémentations en temps réel pour différents types de classifieur.

4.4.1 Extension du cadre d'adaptation

Soit une matrice $\tilde{\Sigma}_i$ ($i < k$) dont la classe $y(i) = c$ est connue, le barycentre de la classe c à la i -ième itération, $\tilde{\Sigma}_i^{(c)}$, peut être mis à jour en utilisant une interpolation géodésique, définie dans (A.3), tel que

$$\tilde{\Sigma}_{i+1}^{(c)} = \Gamma(\tilde{\Sigma}_i^{(c)}, \tilde{\Sigma}_i, \alpha_i) \quad (4.21)$$

où $\alpha \in [0 : 1]$ est un *facteur d'oubli* déterminant la vitesse d'adaptation comme proposé dans [24] dont le choix est déterminant. En effet si α_i est trop grand alors que les nouvelles données sont bruitées ou en présence d'artéfact, cela peut mener vers une estimation biaisée des barycentres de classe réduisant les performances de classification pour les essais suivants. Cependant, si les nouvelles données sont "propres" et que les barycentres utilisés lors de l'initialisation sont très éloignés des barycentres optimaux pour le sujet, alors la classification atteindra des performances sous-optimales jusqu'à convergence qui risque d'être lente si α_i est trop petit. L'objectif est alors de limiter la frustration de l'utilisateur en proposant un compromis entre vitesse d'adaptation et stabilité du classifieur. Nous utilisons une heuristique telle que

$$\alpha_i = \min\left(\frac{i}{K_{\max}}, \alpha_{\max}\right) \quad (4.22)$$

où K_{\max} est un nombre arbitraire d'essais. Ainsi le facteur d'oubli $\alpha = \frac{i}{K_{\max}}$ va progressivement augmenter jusqu'à atteindre la valeur α_{\max} . Ainsi, au début du système, α étant petit, le classifieur sera plus sensible aux nouvelles données disponibles. Quand le facteur atteint α_{\max} , qui est choisi proche ou égal à 1, l'adaptation est terminée ou faible (en pratique $\alpha_{\max} = 0.98$).

En Solo ou en Hyper-MDM, ce schéma d'adaptation (4.21) ne nécessite pas de modification. Cependant, l'adaptation sera drastiquement différente pour le classifieur Multi-MDM où M adaptations indépendantes ont lieu simultanément (voir Figure 4.7) chacune pouvant admettre un α_i différent et/ou étant initialisée de manière différente (voir Section 4.5.4).

4.4.2 Implémentation des stratégies de classification RG multi-utilisateurs

Ainsi, la stratégie de classification en temps réel consiste à classifier par groupe de J matrices les sets $\{\Sigma_j\}, j \in \{1, 2, \dots, J\}$. On s'assure que dans chaque set $\{\Sigma_j\}$, il ne contient qu'une seule matrice *target* et $J - 1$ *non-target*. A noter que pour le paradigme oddball, $J = 6$ et représente la taille des groupes de flash (nombre de ligne ou de colonne). On associe alors à chacune des matrices un score tel que

$$\text{score}(k) = \delta_{\mathbb{R}}(\tilde{\Sigma}_k, \tilde{\Sigma}^{(-)}) - \delta_{\mathbb{R}}(\tilde{\Sigma}_k, \tilde{\Sigma}^{(+)}) \quad (4.23)$$

On associe la classe *target* à une seule matrice par set tel que $\hat{y}(k) = +$ si et seulement si $k = j$ où

$$j = \underset{k}{\operatorname{argmax}}(\text{score}(k)), \quad (4.24)$$

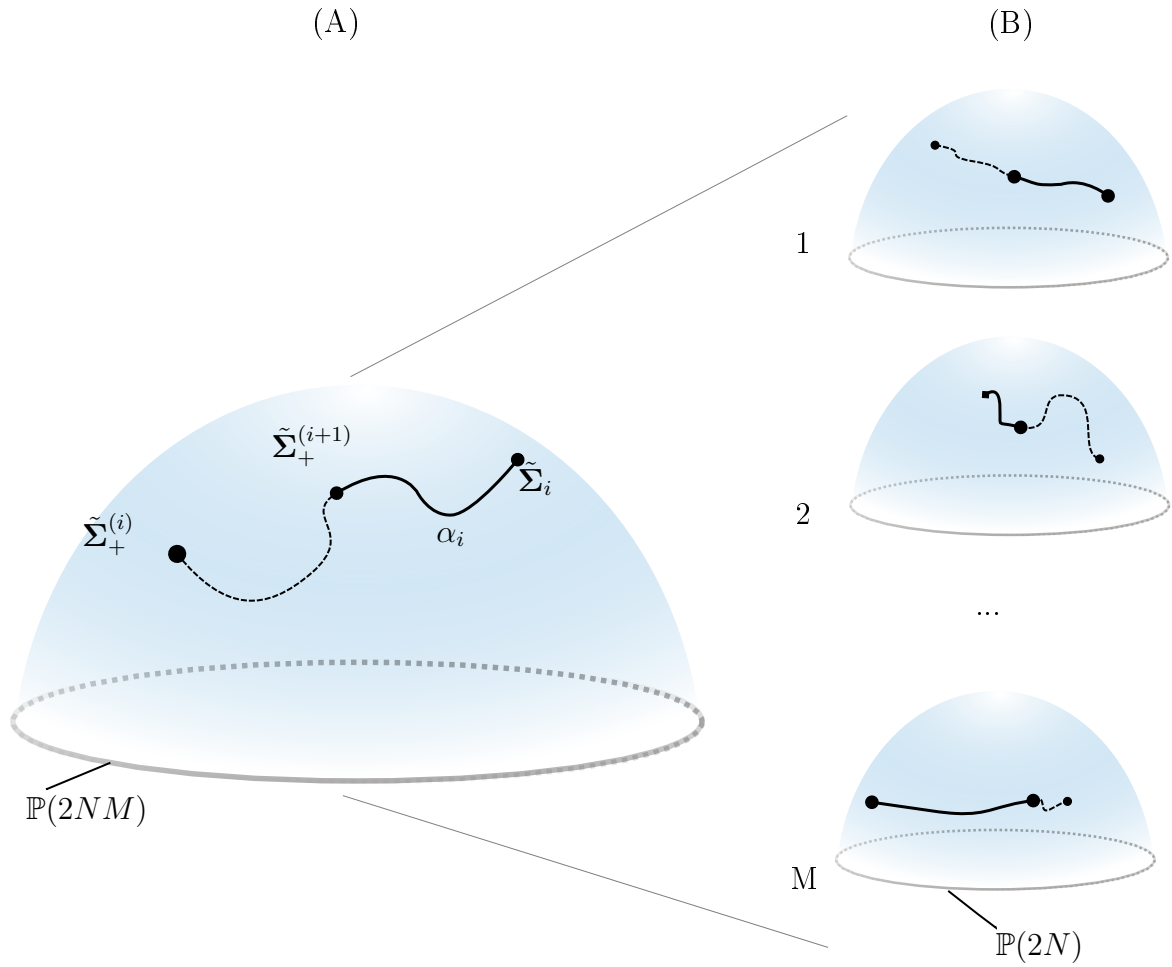


FIGURE 4.7 – Adaptation d'un barycentre commun de classe *target* de type Hyper-MDM (A) en comparaison de l'adaptation d'un classifieur Multi-MDM (B). Le facteur d'oubli α_i est représenté sur la courbe géodésique en gras, dans le cas du Multi-MDM il peut varier indépendamment pour chaque utilisateur.

et $\hat{y}(k) = -$ si et seulement si $k \neq j$. Cette stratégie fonctionne en MDM et en Hyper-MDM. Cependant dans le cas du Multi-MDM, il est possible de calculer le score différemment en additionnant les distances au barycentre respectifs tel que

$$\text{score}(k) = \sqrt{\sum_{m=1}^M \delta_{\mathbb{R}}^2(\tilde{\Sigma}_{m,k}, \tilde{\Sigma}_m^{(-)})} - \sqrt{\sum_{m=1}^M \delta_{\mathbb{R}}^2(\tilde{\Sigma}_{m,k}, \tilde{\Sigma}_m^{(+)})}. \quad (4.25)$$

Le score (4.25) donnera un résultat de classification ignorant les statistiques inter-sujet qui est équivalent à (4.23) si (4.15) n'est pas vérifiée, c'est-à-dire les statistiques inter-sujets sont nulles.

4.5 Discussions et perspectives

4.5.1 Hyper-MDM : malédiction des dimensions

Dans le classifieur Hyper-MDM, nous faisons face à une augmentation drastique du nombre de dimension face au Multi-MDM, nous pouvons d'ores et déjà prédire que le classifieur Hyper-MDM ne peut faire mieux que le classifieur Multi-MDM qu'à condition que l'ajout de bruit d'estimation dû à l'augmentation de dimension des matrices de variance-covariance soit contrebalancé par la contribution discriminante des statistiques inter-sujets pour la classification. Par ailleurs, nous nous attendons à avoir une convergence plus lente de l'algorithme adaptatif dans le cas de l'Hyper-MDM pour les mêmes raisons.

4.5.2 Hyper-MDM : classifieur multi-classe

Le classifieur MDM est un cadre naturel pour intégrer plusieurs classes. Ce qui est intéressant c'est qu'avec plusieurs sujets qui ne sont pas en collaboration, il est possible de faire une classe par combinaison d'action que veulent faire les utilisateurs. Prenons l'exemple de deux utilisateurs utilisant un système d'ERP *target* versus *non-target*, on peut générer un barycentre pour chaque combinaison de classe, nous avons quatre barycentres différents : $\{\tilde{\Sigma}^{++}, \tilde{\Sigma}^{+-}, \tilde{\Sigma}^{-+}, \tilde{\Sigma}^{--}\}$ correspondant respectivement à $\{J1(target)$ avec $J2(target)$, $J1(target)$ en même temps que $J2(non-target)$, $J1(non-target)$ en même temps que $J2(target)$, $J1(non-target)$ et $J2(non-target)\}$. En plus de la contribution des statistiques intra-classe inter-sujets ($\tilde{\Sigma}^{++}$ et $\tilde{\Sigma}^{--}$), ce type de classifieur multi-classe utilisera les statistiques inter-classe inter-sujet ($\tilde{\Sigma}^{+-}$, $\tilde{\Sigma}^{-+}$).

4.5.3 Hyper-MDM : Augmentation des données

Les propriétés combinées de la matrice étendue (capturant à la fois les statistiques intra- et inter-sujets pour l'Hyper-MDM) sont complémentaires à condition que l'ensemble des prototypes stéréotypes \mathbf{P}_m soient uniques. En effet, dans le cas où l'activité P300 est proche entre les individus, il est raisonnable d'insérer un seul prototype \mathbf{P} généralisant bien l'activité commune (voir (4.3)). On substitue alors $\tilde{\Sigma}_k$ dans l'équation (4.13) par

$$\tilde{\Sigma}_k = \begin{bmatrix} \tilde{\Sigma}^{(+)} & \text{cov}(\mathbf{X}_{1,k}, \mathbf{P}) & \dots & \text{cov}(\mathbf{X}_{M,k}, \mathbf{P}) \\ \text{cov}(\mathbf{P}, \mathbf{X}_{1,k}) & \Sigma_{1,k} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ \text{cov}(\mathbf{P}, \mathbf{X}_{M,k}) & & & \Sigma_{M,k} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^{N(M+1) \times N(M+1)}, \quad (4.26)$$

où $\tilde{\Sigma}^{(+)} = \text{cov}(\mathbf{P})$. Si deux prototypes sont strictement égaux (ou très corrélés), la matrice de covariance étendue complète (4.13) sera très mal conditionnée (proche singulière) et donc incompatible avec la RG. La version réduite (4.26) réduit donc drastiquement cette probabilité.

4.5.4 Initialisation des barycentres

Le problème commun à toutes ces méthodes de classification est l'établissement du barycentre des classes qui servira d'initialisation à l'algorithme d'adaptation. Le choix déterminera à la fois la performance de l'algorithme au départ mais aussi la vitesse de convergence du processus d'adaptation. Bien qu'il soit raisonnable de penser qu'une moyenne géométrique calculée sur une base de donnée de plusieurs sujets sélectionnés aléatoirement suffise pour l'initialisation, une méthode optimale consisterait à sélectionner les sujets de la base de données ayant l'activité la plus proche de l'utilisateur tout en rejetant ceux qui ont une activité trop différente [256]. Pour cela, l'activité cérébrale au repos peut être utilisée pour établir une proximité de l'activité de l'utilisateur à celles de la base de données grâce à la métrique de Fisher [256]. Si on considère que les différents sujets sont différents à transformation linéaire près (matrices de mélange différentes, cf. section 2.2.2), alors on peut aussi projeter les activités des sujets dans un même sous-espace commun pour la classification. Cette dernière approche a été dernièrement étendue aux approches par géométrie Riemannienne [212], [213].

4.5.5 Adaptation non supervisée

Bien que la procédure d'adaptation vue dans ce chapitre soit supervisée car elle nécessite de connaître la classe des données, il est parfaitement possible d'admettre de remplacer la classe connue $\hat{y}(i)$ par l'estimation de la classe $\hat{y}(i)$ dans (4.21). Malheureusement cette étape se fait au coût d'une non-garantie de convergence de l'algorithme d'adaptation.

4.6 Conclusion

La classification d'interface cerveau-ordinateur multi-utilisateur s'inscrit à la limite entre le cadre en hyperscanning et le cadre en apprentissage automatique nous l'avons montré lors de nos deux contributions.

Notre première contribution propose deux stratégies de classification quand l'activité de plusieurs cerveaux sont disponibles en simultané. Nous avons vu que la géométrie Riemannienne propose un cadre naturel pour inclure plusieurs utilisateurs en concaténant les statistiques du second-ordre (classifieur Hyper-MDM) ou non (classifieur Multi-MDM). Nous avons en particulier que les deux sont théoriquement équivalents si les deux sujets ont des activités non-coïncidentes. Ainsi, l'étude expérimentale de ces deux types de classifieurs pose une base intéressante en hyperscanning et ouvre la porte à une nouvelle classe de système BCI où la coïncidence inter-cérébrale est incluse pour proposer un nouveau niveau d'interaction entre les utilisateurs.

Notre seconde contribution théorique dans le cadre de la géométrie Riemannienne pose les bases d'une stratégie d'adaptation lorsque des données, potentiellement hétérogènes, sont disponibles. Nous avons fait le lien entre les stratégies de classification Hyper-MDM et Multi-MDM et discuté des avantages et désavantages d'un cadre d'adaptation dans un espace géométrique dépendant de grande dimension ou plusieurs adaptations dans des

espaces géométriques de plus petite dimension et indépendants.

Extraction de Sources EEG composites

Sommaire

5.1	Modèles classiques de séparation de sources	94
5.1.1	AJD : modèle linéaire	94
5.1.2	BAJD : modèle bilinéaire	95
5.1.3	Limitations des modèles existants	96
5.2	Diagonalisations conjointes approchées : Linéaire, Bilineaire et Composite	97
5.2.1	Modèle Composite	97
5.2.2	Fonction de coût du modèle linéaire	97
5.2.3	Fonction de coût du modèle bilinéaire	98
5.2.4	Fonction de coût du modèle composite	99
5.3	Résoudre le problème de diagonalisation conjointe approchée	100
5.3.1	Formulation	100
5.3.2	Solution pour les matrices symétriques (AJD)	101
5.3.3	Solution pour les matrices rectangulaires (BAJD)	101
5.3.4	Solution pour le modèle composite (CAJD)	102
5.4	Validation par simulations numériques	102
5.4.1	Mesure de performance	102
5.4.2	Modèle de génération de données	103
5.4.3	Matrices cibles, initialisation et optimisation	103
5.4.4	Test d'aptitude	104
5.4.5	Influence du bruit sur la diagonalisation approchée	106
5.4.6	Résumé des simulations	107
5.5	Conclusion	108

Dans ce chapitre nous allons considérer le problème de la séparation de sources EEG de type potentiel évoqué ayant une structure spatio-temporelle fixe ou non. Ce chapitre se construira en trois parties :

- Nous verrons pourquoi l'extraction des sources EEG est fondamentale si on veut analyser avec efficacité les relations entre les sujets pour les analyses d'hyper-scanning et en quoi les potentiels évoqués en particulier posent un problème.
- Une contribution théorique : un modèle composite de diagonalisation conjointe approchée permettant d'extraire des sources selon un modèle de mélange flexible linéaire et/ou bilinéaire simultanément.
- Une contribution algorithmique : nous montrons qu'il est possible de minimiser une fonction de coût basée sur un critère de non-diagonalité en utilisant une méthode

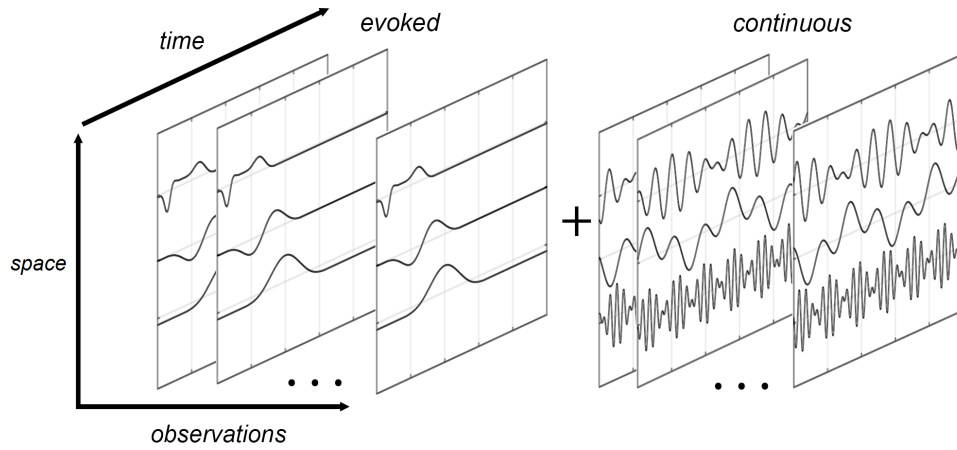


FIGURE 5.1 – Le modèle *composite* considère que les observations sont une superpositions de sources évoquées et de sources continues liées par une même matrice de mélange spatiale \mathbf{A} .

de type Jacobi par multiplication de matrices de rotation ayant un unique élément hors-diagonal non-nul.

Publication de l'auteur associée à ce chapitre : [148]

5.1 Modèles classiques de séparation de sources

Les potentiels évoqués (ERP) sont des activités cérébrales transitoires ayant une structure spatio-temporelle : leur polarité, forme, latence et amplitude étant similaires parmi les observations d'une même classe de stimuli (avec une certaine variabilité intra-sujet). Les amplitudes de ces ERP sont réputées faibles en comparaison de l'activité continue du cerveau. Pour de nombreuses applications (dont la classification que nous avons vue dans le Chapitre 4), il est nécessaire de pouvoir extraire à la fois les sources indépendantes générant l'activité évoquée et les sources indépendantes générant le reste de l'activité EEG, les sources de bruit physiologique et les sources d'artéfacts (voir Figure 5.1). Nous allons voir dans cette introduction les deux modèles standards (linéaire et bilinéaire) employés pour la séparation de sources EEG par *diagonalisation conjointe approchée* (AJD) qui seront le point de départ pour notre contribution sur un modèle composite.

5.1.1 AJD : modèle linéaire

Le cadre de la séparation de sources que nous avons vu dans la section 2.4 comprenait le cadre général de la définition de l'indépendance statistique spatiale. Pour rappel, nous avons un mélange du type :

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad \forall t \in \{1 \dots T\} \quad (5.1)$$

où t sont les indices temporels, $\mathbf{x}(t), \mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^N$ sont respectivement les vecteurs d'*observations* et de *sources*, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ est une *matrice de mélange spatial* inversible, et $\mathbf{n}(t) \in \mathbb{R}^N$ est un *bruit* additif. Ainsi (5.1) ne fixe que les propriétés spatiales et le

problème de BSS consiste à estimer $\mathbf{s}(t)$ en cherchant une *matrice de démixtion spatiale* $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ qui résout $\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{B}^T \mathbf{x}(t)$. Les sources sont estimées avec deux ambiguïtés près : une matrice de permutation $\mathbf{\Pi} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ et une matrice diagonale $\mathbf{\Delta} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ telles que $\hat{\mathbf{s}} \equiv \mathbf{\Pi} \mathbf{\Delta} \mathbf{s} \forall (\mathbf{\Pi}, \mathbf{\Delta})$.

La diagonalisation conjointe approchée (AJD) que nous avons vue dans la section 2.4.3 est une classe de méthodes permettant de résoudre ce problème par la diagonalisation d'un ensemble de matrices symétriques $\mathbf{R}_x(l) \forall l \in \{1, \dots, L\}$, dites matrices *cibles*, contenant des statistiques de \mathbf{x} . Le choix de ces statistiques (*e.g.* corrélations, matrices de covariances retardées, co-spectres, cumulants d'ordre supérieurs à deux, etc.) dépendent des propriétés supposées des sources par exemple la non-stationnarité, la coloration, la non-Gaussianité, etc. [67], [232]. Alors les indices l peuvent être des délais τ pour le cas de l'utilisation des covariances retardées, ou des fréquences f dans le cas de co-spectres, etc. [232]. Le problème de séparation est alors reformulé de la manière suivante

$$\mathbf{R}_x(l) = \mathbf{A} \mathbf{R}_s(l) \mathbf{A}^T, \quad (5.2)$$

où $\mathbf{R}_s(l)$ est une matrice diagonale où chaque élément non-nul correspond à la puissance d'une source. On cherche alors une matrice de démixtion \mathbf{B} qui *diagonalise* $\mathbf{R}_x(l)$ dans (5.2) *autant que possible* (*i.e.*, par minimisation d'une *fonction de coût* nommée *fonction de contraste* ou encore *fonction objectif*)

$$\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{s}}}(l) = \mathbf{B}^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{B}. \quad (5.3)$$

Cette approche par AJD s'est montrée très efficace pour l'estimation des sources d'EEG *continues* [74] en utilisant des co-spectres comme matrices *cibles* mais échoue bien souvent à extraire des sources transitoires ayant un faible SNR comme les ERPs. Plus récemment, [78] a proposé de diagonaliser directement les matrices de covariances de l'activité *évoquée* estimée pour l'extraction de sources de potentiels évoqués d'erreur (ErrP).

5.1.2 BAJD : modèle bilinéaire

L'idée est d'utiliser notre connaissance des propriétés temporelles de l'activité évoquée. En particulier, les sources évoquées peuvent être décomposées à la fois par une structure spatiale, représentée par la matrice \mathbf{A} , et une structure temporelle \mathbf{E} comprenant les trajectoires temporelles des sources indépendantes. Pour cela on peut reformuler (5.1) sous la forme matricielle

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A} \mathbf{S}_k + \mathbf{N}_k, \quad (5.4)$$

où les $\mathbf{X}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$ sont des fenêtres d'indices $k \in \{1, \dots, K\}$ qui sont des fenêtres d'observation de \mathbf{x} de taille T qui coïncident avec un événement extérieur, par exemple, les stimuli *target* et *non-target* pour le P300. En supposant que l'activité est strictement définie par des sources évoquées, on peut ré-écrire les observations sous la forme bilinéaire fixe suivante

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A} \mathbf{\Lambda}_k \mathbf{E}^T + \mathbf{N}_k, \quad (5.5)$$

où $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{T \times N}$ est une *matrice de mélange temporel* inconnue et $\mathbf{\Lambda}_k \in \mathbb{R}^{N \times N}$ une matrice diagonale dont chacun des éléments non-nuls correspond à l'amplitude d'une source spatio-temporelle. $\mathbf{N}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$ est un terme de bruit comprenant aussi les erreurs de modèle. A

la différence du modèle de BSS (5.1) on considère alors que l'ensemble des fenêtres a une structure temporelle fixe contenue dans \mathbf{E} dont le seul degré de liberté est les amplitudes contenues dans la matrice diagonale $\hat{\mathbf{\Lambda}}_k$. Avec ce modèle *bilinéaire* (5.5), la séparation de sources est obtenue en estimant $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ et $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{T \times N}$ telles que

$$\hat{\mathbf{\Lambda}}_k = \mathbf{B}^T \mathbf{X}_k \mathbf{D}, \quad (5.6)$$

afin de diagonaliser *autant que possible* les \mathbf{X}_k . Un algorithme pour obtenir une solution a été proposé par décomposition en valeurs singulières conjointes approchées (AJSVD¹) dans [68] pour des matrices \mathbf{A} et \mathbf{E} orthogonales. Plus généralement ce modèle correspond à une décomposition tensorielle, i.e. Candecomp/PARAFAC (CP) [144] si \mathbf{A} et \mathbf{E} sont inversibles et non-orthogonales.

A notre connaissance ce modèle a été utilisé pour la première fois pour l'extraction de sources ERP par imagerie à résonance magnétique fonctionnelle dans [227] et une approche utilisant l'AJD a été proposée dans [231] en diagonalisant à la fois les matrices de variance-covariances spatiales et les matrices de variance-covariances temporelles simultanément. Plus récemment une méthode utilisant la décomposition CP Candecomp/PARAFAC a été utilisée avec un filtre de Kalman Étendu dans [186], ce qui permet d'extraire avec succès des sources d'ERP sans utiliser de moyennage et à l'échelle d'une seule fenêtre.

5.1.3 Limitations des modèles existants

Dans les vraies données d'ERP, les observations \mathbf{X}_k sont plutôt une somme de processus issues à la fois de l'activité *continue* définie par un modèle linéaire (5.4) et à la fois de l'activité *évoquée* définie par un modèle bilinéaire (5.5). Ainsi toute tentative d'utiliser un modèle linéaire pour extraire des sources *continues* échouera car elle ignore la contribution des sources *évoquées* et toute tentative d'utiliser un modèle bilinéaire pour extraire des sources *évoquées* échouera car elle ignore la contribution des sources *continues*. A la fin, l'un ou l'autre des modèles ne permettra de trouver les vraies matrices de démélange \mathbf{B} et/ou \mathbf{D} et nous quantifions ces erreurs.

Afin d'aller au-delà de ces limitations, nous proposons un *modèle composite* dont la solution de *BSS composite* cherchera à résoudre simultanément le problème de *BSS linéaire* du *modèle linéaire* et le problème de *BSS bilinéaire* du *modèle bilinéaire*. Notre première contribution consistera en la résolution du problème de BSS composite par diagonalisation conjointe approchée, méthode que nous nommeront CAJD (pour *Composite Approximate Joint Diagonalisation*) en proposant une fonction de coût spécifique. Ce modèle et sa solution seront comparées aux deux autres modèles et à leurs solutions AJD, BAJD (respectivement pour linéaire et bilinéaire) en utilisant la même méthode d'optimisation pour un souci d'équité. Cette méthode d'optimisation, utilisant des itérations multiplicatives de type Jacobi, constituera la seconde contribution et nous verrons qu'il est possible de minimiser les fonctions de coût respectives des trois méthodes à chaque itération avec une solution analytique.

1. Approximate Joint Singular Value Decomposition

5.2 Diagonalisations conjointes approchées : Linéaire, Bilinéaire et Composite

5.2.1 Modèle Composite

Les limitations des modèles linéaires (AJD) et bilinéaires (BAJD) ne permettant pas d'atteindre indépendamment la séparation complète des sources qui suivent pour certaines un modèle linéaire et pour d'autres un modèle bilinéaire. Ainsi, nous considérons un modèle de génération de sources composite où l'on décompose les sources en une somme de deux termes $\mathbf{S}_k = \mathbf{S}_k^{(c)} + \mathbf{S}_k^{(e)}$ où $\mathbf{S}_k^{(c)}$ est la contribution continue des sources d'EEG dont l'activité temporelle n'a pas de phase consistante avec l'ensemble des observations k , et $\mathbf{S}_k^{(e)} = \mathbf{\Lambda}_k \mathbf{E}^T$ est la contribution évoquée des sources d'EEG dont l'activité est en phase sur l'ensemble des observations. On reformule alors le modèle de BSS (5.1) de mélange composite sous forme matricielle comme

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}(\mathbf{S}_k^{(c)} + \mathbf{S}_k^{(e)}) + \mathbf{N}_k \quad (5.7)$$

$$= \mathbf{A}(\mathbf{S}_k^{(c)} + \mathbf{\Lambda}_k \mathbf{E}^T) + \mathbf{N}_k. \quad (5.8)$$

Les colonnes \mathbf{e}_i de $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{N \times T}$ correspondent aux activités temporelles stéréotypées des N sources évoquées indépendantes.

Nous sommes intéressés par la séparation complète des sources continues et évoquées, c'est-à-dire séparer à la fois les sources $\mathbf{S}_k^{(c)}$ et $\mathbf{S}_k^{(e)}$. Pour cela, nous passerons par l'estimation de matrices de démélange spatial \mathbf{B} et de démélange temporel \mathbf{D} tel que pour le modèle BAJD (5.6). Dans un premier temps, nous allons expliciter les fonctions de coût utilisées pour les méthodes par AJD et BAJD et nous verrons pourquoi elles ne permettent pas d'estimer les vraies matrices de démélange d'un modèle composite.

5.2.2 Fonction de coût du modèle linéaire

Comme nous avons pu le voir dans la section 2.4, nous avons besoin d'établir une fonction de coût qui va nous permettre de résoudre le problème de séparation. Dans le cas de la diagonalisation conjointe approchée, on cherche à minimiser une mesure de non-diagonalité des matrices cibles. Pour le modèle linéaire (5.3) utilisant le cadre classique d'AJD, on considère la fonction de coût f utilisant la distance euclidienne à la matrice diagonale telle que

$$f(\mathbf{B}) = \sum_{l=1}^L \left\| \text{off}(\mathbf{B}^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{B}) \right\|_F^2, \quad (5.9)$$

où les $\mathbf{R}_x(l)$ correspondent aux statistiques de \mathbf{X}_k et $\text{off}(\cdot)$ est l'opérateur hors-diagonal qui met tous les éléments sur la diagonale d'une matrice à zéro. Bien que simple, cette mesure de diagonalité s'est montrée efficace et a prouvé converger vers la vraie matrice de démélange (à une matrice de permutation et d'échelle près) dans le cas d'un modèle linéaire [29], [198].

Cependant dans le cas d'un modèle composite et en supposant que les matrices cibles

sont les matrices d'auto-covariances, alors $\forall k \in \{1, \dots, K\}$ on a l'estimation empirique

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_x(k) &= \frac{1}{N-1} \mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^T \\ &= \frac{1}{N-1} \mathbf{A} \left[\mathbf{S}_k^{(c)} \mathbf{S}_k^{(c)T} + \mathbf{\Lambda}_k \mathbf{E} \mathbf{E}^T \mathbf{\Lambda}_k + \text{cov}(\mathbf{S}_k^{(c)}, \mathbf{S}_k^{(e)}) + \text{cov}(\mathbf{S}_k^{(e)}, \mathbf{S}_k^{(c)}) \right] \mathbf{A}^T. \end{aligned} \quad (5.10)$$

Si on suppose que les vecteurs sources $\mathbf{s}_i^{(c)}$ et $\mathbf{s}_j^{(e)}$ (dont on observe des réalisations dans $\mathbf{S}_k^{(c)}$ et $\mathbf{S}_k^{(e)}$) sont mutuellement indépendantes ou, a minima², que les processus sont mutuellement non-corrélés, $\forall \{i, j\} \in \{1 \dots N\}^2$ on a $\text{cov}(\mathbf{s}_i^{(c)}, \mathbf{s}_j^{(e)}) = 0$. Dans ce cas, on peut simplifier (5.10) donnant la forme suivante aux matrices cibles à diagonaliser :

$$\mathbf{R}_x(k) = \frac{1}{N-1} \mathbf{A} \left[\mathbf{S}_k^c \mathbf{S}_k^{(c)T} + \mathbf{\Lambda}_k \mathbf{E} \mathbf{E}^T \mathbf{\Lambda}_k \right] \mathbf{A}^T. \quad (5.11)$$

Par conséquent, en supposant alors qu'on ait estimé \mathbf{B} , la vraie matrice de démélange spatial, on a

$$\mathbf{B}^T \mathbf{R}_x(k) \mathbf{B} = \frac{1}{N-1} (\mathbf{S}_k^c \mathbf{S}_k^{(c)T} + \mathbf{\Lambda}_k \mathbf{E} \mathbf{E}^T \mathbf{\Lambda}_k), \quad (5.12)$$

qui est une matrice diagonale si et seulement si \mathbf{E} est une matrice orthogonale. Comme les activités évoquées se superposent et sont parfois hautement corrélées temporellement (par ex. le P3a et P3b [204]), \mathbf{E} ne peut pas être considérée orthogonale. Ainsi la méthode de séparation par AJD utilisant la fonction de coût (5.9) est insuffisante pour extraire la vraie matrice de démélange spatiale \mathbf{B} de signaux issues d'un modèle composite. Alors, la fonction de coût (5.9) appliquée à un modèle composite converge asymptotiquement vers sa borne inférieure correspondant aux résidus liés à l'activité évoquée :

$$f(\mathbf{B}) \geq \sum_{k=1}^L \left\| \text{off}(\mathbf{\Lambda}_k \mathbf{E} \mathbf{E}^T \mathbf{\Lambda}_k) \right\|_F^2. \quad (5.13)$$

Cette borne inférieure est fondamentale dans la compréhension de l'échec des méthodes de séparation de sources de type AJD appliquées aux données ayant des relations temporelles. Bien que ce calcul soit fondé sur l'AJD exploitant comme diversité l'amplitude des sources supposées non-proportionnelles au cours du temps, il est possible de faire un calcul similaire pour les méthodes exploitant la coloration du spectre en prenant des co-spectres comme matrices cibles (ou leur équivalent, des matrices de covariances croisées retardées).

Connaissant notre borne inférieure pour l'AJD, nous allons voir s'il existe une borne similaire pour les méthodes de BAJD et s'il est possible de définir une approche qui puisse descendre sous l'une ou l'autre des bornes.

5.2.3 Fonction de coût du modèle bilinéaire

Pour le modèle bilinéaire, i.e. ayant une structure spatio-temporelle fixe, la méthode BAJD, eq. (5.5), revient à minimiser la fonction de coût f_b tel que

$$f_b(\mathbf{B}, \mathbf{D}) = \sum_{k=1}^K \left\| \text{off}(\mathbf{B}^T \mathbf{X}_k \mathbf{D}) \right\|_F^2, \quad (5.14)$$

2. Pour une séparation par diagonalisation conjointe utilisant uniquement les SOS

où l'ensemble des matrices cibles sont directement les fenêtres d'observations $\{\mathbf{X}_k\}$ et avec \mathbf{B} et \mathbf{D} les matrices de démélange spatial et de démélange temporel respectivement. Dans le cas d'un modèle parfait bilinéaire où seules les amplitudes des sources varient au cours du temps, alors (5.14) tend vers zéro alors qu'on approche de l'estimation des "vraies" matrices de démélange. Cependant dans le cas d'un modèle composite (5.8), on obtient

$$\mathbf{B}^T \mathbf{X}_k \mathbf{D} = \mathbf{B} \left[\mathbf{A} \mathbf{S}_k^{(c)} + \mathbf{A} \mathbf{\Lambda}_k \mathbf{E}^T \right] \mathbf{D} . \quad (5.15)$$

Alors on observe que la fonction de coût possède une borne inférieure indépendante du bruit, telle que

$$f_b(\mathbf{B}, \mathbf{D}) \geq \sum_{k=1}^K \left\| \text{off}(\mathbf{S}_k^{(c)} \mathbf{D}) \right\|_F^2 . \quad (5.16)$$

Ces résidus sont proportionnels à la contribution des sources continues et s'annulent uniquement dans trois cas. Premier cas : la contribution des sources continues est nulle (modèle de génération bilinéaire stricte), ce qui est justement faux pour les ERP. Second cas : pour tout k , $\mathbf{S}_k^{(c)}$ et \mathbf{D} sont orthogonaux, ce qui constitue une hypothèse invraisemblable physiologiquement car cela sous entendrait qu'il y a une relation de dépendance stricte entre l'activité continue et évoquée. Troisième cas : la matrice \mathbf{D} est nulle, ce qui constitue une solution triviale à éviter par construction algorithmique. Nous voyons donc que l'emploi d'une telle fonction de coût est vouée à l'échec pour extraire des sources composites car la fonction de coût ne convergera pas asymptotiquement vers zéro même sans bruit. Ainsi, si le modèle de génération des données est un modèle composite, il ne convient plus de *diagonaliser autant que possible* les matrices cibles \mathbf{X}_k car cela impliquerait à trouver une matrice \mathbf{D} qui minimise aussi $\text{off}(\mathbf{S}_k^{(c)} \mathbf{D})$. Soit cette minimisation est possible et alors les solutions seront biaisées, soit elle est impossible et l'algorithme d'optimisation convergera vers cette borne inférieure. Le problème de cette borne inférieure est que l'amplitude du signal continu est supérieure à l'amplitude de l'activité évoquée, donc cette fonction de coût sera minimisée très faiblement.

5.2.4 Fonction de coût du modèle composite

Connaissant les limitations des méthodes d'AJD ou de BAJD appliquées aux modèles composites, nous proposons d'exploiter la forme complète du modèle composite par diagonalisation conjointe approchée composite (CAJD). La fonction de coût correspondante est de la forme

$$f_c(\mathbf{B}, \mathbf{D}) = \alpha f(\mathbf{B}) + (1 - \alpha) f_b(\mathbf{B}, \mathbf{D}) , \quad (5.17)$$

où $\alpha \in [0, 1]^3$ est une pondération qui exprime la préférence vis-à-vis de l'un ou l'autre des deux modèles. La préférence linéaire si $\alpha > 0.5$ ou bilinéaire si $\alpha < 0.5$. Nous verrons dans la section 5.4 quelle est l'influence de ce paramètre et son influence en fonction du modèle de génération des données.

On peut voir le CAJD comme un problème de minimisation sous contrainte où la matrice \mathbf{B} doit conjointement minimiser f et f_b pendant que la construction de \mathbf{D} minimise

3. On emploiera en vérité deux notations. α pour le poids de pondération réel du modèle de génération (s'il est connu) et $\tilde{\alpha}$ le poids de pondération de f_c qui remplace α . $\tilde{\alpha}$ sera utile en particulier quand nous n'avons pas accès au poids réel où que l'utilisateur veut favoriser l'extraction d'une ou l'autre des composante.

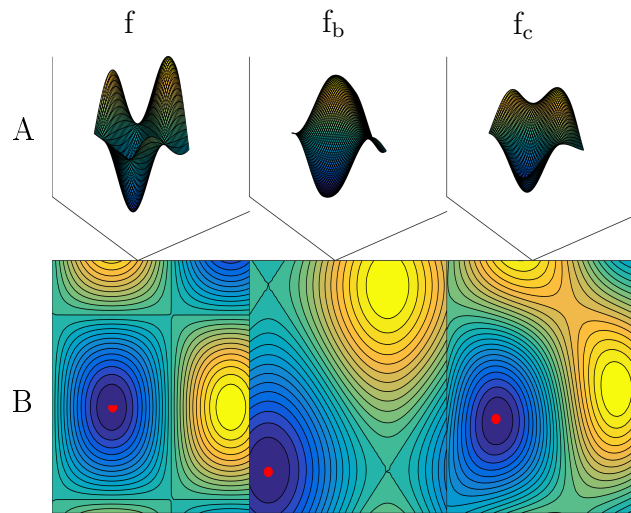


FIGURE 5.2 – Exemple du domaine de convergence local de deux fonctions de coût f et f_b avec leur minima locaux en rouge (on a pris deux fonctions non-convexes quelconques). La fonction $f_c = f + f_b$ possède un minima local unique. Dans le cas où ni le minimum local de f ni celui de f_b correspond réellement à une solution valide, le minimum local de f_c est un compromis permettant de mieux généraliser le problème.

f_b . Le résultat attendu est que la séparation de source fonctionne alors que les matrices cibles ne sont pas totalement diagonalisées car la contrainte prend en compte la structure des données du modèle composite alors que les méthodes habituelles risquent de ne pas généraliser en favorisant uniquement l'une des structures (linéaire ou bilinéaire).

Nous verrons alors qu'il est possible de trouver, par un algorithme multiplicatif de type Jacobi, une solution analytique pour minimiser f , f_b et f_c à chaque itération permettant ainsi de garantir une convergence.

5.3 Résoudre le problème de diagonalisation conjointe approchée

Pour résoudre le problème d'optimisation pour les trois fonctions de coût, nous utilisons un algorithme de type Jacobi proposé dans [172] s'inspirant d'une méthode de pivot de Gauss et de la décomposition en valeurs propres. Cet algorithme est non-orthogonal et applicable aux matrices symétriques définies positives [172] comme aux matrices rectangulaires [173]. Nous allons étendre ce cadre au modèle composite. Nous allons montrer qu'il existe une solution analytique, différente pour les trois fonctions de coût, pour chaque itération et nous utiliserons cette solution pour itérer vers la solution globale du problème.

5.3.1 Formulation

Ce schéma d'optimisation consiste, à partir des matrices d'initialisation $\mathbf{B}^{(0)}$, et le cas échéant $\mathbf{D}^{(0)}$, à appliquer la transformation linéaire non-orthogonale sur les vecteurs colonnes de ces matrices, respectivement, \mathbf{b}_i et \mathbf{d}_i jusqu'à convergence. Soit i et j qui

prennent pour valeur $\{1\dots N\}$ avec $i \neq j$, on définit la transformation (i, j) tel que

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_i &\leftarrow \mathbf{b}_i + \beta \mathbf{b}_j \\ \mathbf{d}_i &\leftarrow \mathbf{d}_i + \gamma \mathbf{d}_j \end{aligned} \quad (5.18)$$

Une itération de l'algorithme est achevée quand toutes les transformations $(i, j) \in \{1\dots N\}^2$ (avec $i \neq j$) ont été effectuées, : on appellera ceci une *mise à jour*. Le problème se résume alors à trouver les paramètres β et γ qui minimisent à chaque mise à jour leur fonction de coût respective.

5.3.2 Solution pour les matrices symétriques (AJD)

Pour l'algorithme d'AJD, l'objectif est trouver la matrice \mathbf{B} qui diagonalise *autant que possible* les matrices symétriques cibles $\mathbf{R}_x(l)$ avec $l \in \{1\dots L\}$. La fonction de coût basée sur la mesure de non-diagonalité (5.9) peut être reformulée avec la mise à jour (5.18) telle que

$$f^{ij}(\beta) = 2 \sum_{l=1}^L ((\mathbf{b}_i^T + \beta \mathbf{b}_j^T) \mathbf{R}_x(l) \mathbf{b}_j)^2, \quad \forall i \neq j. \quad (5.19)$$

Le problème se résume alors à trouver β tel que le polynôme d'ordre deux est minimisé. Dans ce cadre, on remarque par ailleurs que le minimum global est nul (racine double), et on trouve alors β qui annule f^{ij} tel que :

$$\beta = - \frac{\sum_{l=1}^L (\mathbf{b}_i^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{b}_j)(\mathbf{b}_j^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{b}_j)}{\sum_{l=1}^L (\mathbf{b}_j^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{b}_j)^2}. \quad (5.20)$$

5.3.3 Solution pour les matrices rectangulaires (BAJD)

Pour l'algorithme de BAJD, l'objectif est trouver les matrices \mathbf{B} et \mathbf{D} qui diagonalisent *autant que possible* les matrices rectangulaires cibles \mathbf{X}_k avec $k \in \{1\dots K\}$. La fonction de coût basée sur la mesure de non-diagonalité (5.14) peut être reformulée avec la mise à jour (5.18) par le système d'équations

$$\begin{cases} f_b^{ij}(\beta) = \sum_{k=1}^K ((\mathbf{b}_i^T + \beta \mathbf{b}_j^T) \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)^2 \\ f_b^{ij}(\gamma) = \sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k (\mathbf{d}_i + \gamma \mathbf{d}_j))^2 \end{cases}, \quad \forall i \neq j. \quad (5.21)$$

Dans la même manière que pour l'AJD, on trouve le couple β et γ qui annulent f^{ij} tels que

$$\begin{aligned} \beta &= - \frac{\sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_i^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)(\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)}{2 \sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)^2} \\ \gamma &= - \frac{\sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_i)(\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)}{2 \sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)^2} \end{aligned} \quad (5.22)$$

5.3.4 Solution pour le modèle composite (CAJD)

Enfin, pour le modèle CAJD, la fonction de coût en fonction de β et γ se reformule de la façon suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} f_c^{ij}(\beta) = (1 - \alpha) \sum_{k=1}^K ((\mathbf{b}_i^T + \beta \mathbf{b}_j^T) \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)^2 \\ \quad + 2\alpha \sum_{f=1}^F ((\mathbf{b}_i^T + \beta \mathbf{b}_j^T) \mathbf{R}_x(l) \mathbf{b}_j)^2, \quad \forall i \neq j. \\ f_c^{ij}(\gamma) = (1 - \alpha) \sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k (\mathbf{d}_i + \gamma \mathbf{d}_j))^2 \end{array} \right. \quad (5.23)$$

Dans ce cas là, le polynôme ne possède pas de racine réelle pour $0 < \alpha < 1$ mais il est minimisée par

$$\begin{aligned} \beta &= - \frac{(1-\alpha) \sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_i^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j) (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j) + 2\alpha \sum_{l=1}^L (\mathbf{b}_i^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{b}_j) (\mathbf{b}_j^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{b}_j)}{(1-\alpha) \sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)^2 + 2\alpha \sum_{l=1}^L (\mathbf{b}_j^T \mathbf{R}_x(l) \mathbf{b}_j)^2} \\ \gamma &= - \frac{\sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_i) (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)}{\sum_{k=1}^K (\mathbf{b}_j^T \mathbf{X}_k \mathbf{d}_j)^2}. \end{aligned} \quad (5.24)$$

5.4 Validation par simulations numériques

L'objectif de cette partie est de comparer la performance des algorithmes sur des données simulées. Dans un premier temps, nous utiliserons un test d'aptitude qui étudiera la convergence algorithmique des différentes méthodes (AJD, BAJD, et CAJD) de diagonalisation sans bruit. Dans un second temps, nous verrons l'influence des paramètres tels que le signal-sur-bruit, le nombre et la taille des matrices cibles.

5.4.1 Mesure de performance

Évaluer la performance d'un algorithme de séparation de sources nécessite la définition préalable de l'indice de performance que nous allons utiliser. Une approche standard est l'étude de la convergence de la fonction objectif de l'AJD, BAJD et CAJD respectivement définies par f (5.9), f_b (5.14) et f_c (5.17). Le test d'aptitude, sans bruit, permet de déterminer empiriquement la vitesse de convergence. Cependant l'étude de cette convergence ne suffit pas pour confirmer la qualité de la matrice de démixage estimée car l'algorithme peut potentiellement converger vers un minimum local.

Une mesure de performance qui prend en compte ce phénomène est l'indice de Moreau-Macchi I_{M-M} [176] défini par

$$I_{M-M} = \frac{1}{2(n-1)} \left(\sum_{i=1}^n \left[\frac{\sum_{j=1}^n |\mathbf{H}_{ij}|}{\max_{1 \leq j \leq n} |\mathbf{H}_{ij}|} - 1 \right] + \sum_{j=1}^n \left[\frac{\sum_{i=1}^n |\mathbf{H}_{ij}|}{\max_{1 \leq i \leq n} |\mathbf{H}_{ij}|} - 1 \right] \right), \quad (5.25)$$

où \mathbf{H} est le produit de la matrice de démixage estimée et la matrice de mélange réelle. Dans le cas spatial on a $\mathbf{H} = \mathbf{BA}$ et dans le cas temporel on a $\mathbf{H} = \mathbf{ED}$; avec \mathbf{B} la

matrice de démélange spatial estimée, \mathbf{A} la vraie matrice de mélange spatial, \mathbf{D} la matrice de démélange temporel estimée et \mathbf{E} la vraie matrice de mélange temporel. On remarque que l'indice I_{M-M} est proche de zéro quand le produit \mathbf{H} est proche de $\mathbf{P}\mathbf{\Delta}$ qui correspond aux ambiguïtés de permutation et d'échelle inhérentes à la BSS. Il est maximum quand le produit \mathbf{H} est une matrice où les tous les éléments sont non-nuls et égaux sur chaque ligne et colonnes (dans ce cas là, la séparation de source a échoué). En faisant varier le niveau de bruit, on pourra alors étudier la sensibilité des trois méthodes.

5.4.2 Modèle de génération de données

Pour la simulation des matrices de données composites, nous allons utiliser un modèle de génération suivant

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}((1 - \alpha)\mathbf{S}_k\mathbf{E}^T + \alpha\mathbf{N}_k^{(c)}) + \sigma\mathbf{N}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}, \quad (5.26)$$

où $k \in \{1 \dots K\}$ est le nombre de fenêtres, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ est une matrice non-orthogonale de mélange spatial dont les éléments sont i.i.d., générés aléatoirement selon une distribution normale $\mathcal{N}(0, 1)$ et σ est une pondération du bruit. $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{T \times N}$ est la matrice de mélange temporel dont les éléments sont générés à partir d'une distribution normale multi-variée définie par une covariance elle-même aléatoirement définie (voir plus bas). On simule la contribution de l'activité continue par l'ajout d'un bruit corrélé $\mathbf{A}\mathbf{N}_k^{(c)}$. α est le facteur de pondération composite entre la structure bilinéaire et la structure linéaire. Pour $\alpha = 1$ ou $\alpha = 0$ le modèle de génération est purement linéaire ou bilinéaire, respectivement. Nous contrôlons le conditionnement des \mathbf{A} et \mathbf{E} en contraignant ces matrices pour que leur conditionnement selon la norme Frobenius (L2)

$$\kappa(\mathbf{A}) = \frac{\lambda_{\max}(\mathbf{A})}{\lambda_{\min}(\mathbf{A})} \quad (5.27)$$

soit compris dans l'intervalle $1 < \kappa(\mathbf{A}) < 20$ (ou $\kappa(\mathbf{E}\mathbf{E}^T)$ le cas échéant). Les matrices \mathbf{S}_k sont diagonales dont les éléments non-nuls sont i.i.d. tirés aléatoirement d'une distribution $\mathcal{N}(0, 1)$. Les matrices de bruit de mesure $\mathbf{N}_k \sim \mathcal{N}(0, 1) \in \mathbb{R}^{N \times T}$ sont pondérés par un paramètre libre global σ permettant de faire varier le SNR.

Afin de simuler des matrices symétriques définies positives $\mathbf{R}_x(l) \in \mathbb{R}^{N \times N}$ utilisées dans les modèles AJD et CAJD, nous utilisons le modèle de génération déduit du mélange (5.26)

$$\mathbf{R}_x(l) = \mathbf{A}\mathbf{R}_s(l)\mathbf{A}^T + \frac{\sigma^2}{2}(\mathbf{N}_l + \mathbf{N}_l^T), \quad (5.28)$$

où \mathbf{A} et σ respectent le modèle de génération défini pour les fenêtres cibles. Les matrices $\mathbf{R}_s(l)$ sont diagonales avec les éléments non-nuls tirés d'une distribution χ^2 à deux degrés de liberté, $l \in \{1 \dots L\}$. Les matrices de bruit $\mathbf{N}_l \sim \mathcal{N}(0, 1) \in \mathbb{R}^{N \times N}$ sont symétrisées.

5.4.3 Matrices cibles, initialisation et optimisation

En AJD, nous simulons l'ajout de diversité par la diagonalisation simultanée des matrices $\mathbf{X}_k\mathbf{X}_k^T$ et $\mathbf{R}_x(l)$. Pour la BAJD seules les matrices \mathbf{X}_k sont utilisées. Enfin pour le CAJD, nous utilisons la diagonalisation des matrices \mathbf{X}_k et $\mathbf{R}_x(l)$ simultanément.

TABLE 5.1 – Index de Moreau-Macchi (en dB) après convergence obtenu sur 100 tirages indépendants de \mathbf{A} et \mathbf{E} pour $\alpha = 0$ (pur bilinéaire). Pondération utilisée dans la fonction de coût composite $\tilde{\alpha} = 0.5$.

		median	lower q0.1	upper q0.1
\mathbf{B}	AJD	-15.55	-1.47	+2.19
	BAJD	-150.87	-8.26	+3.26
	CAJD	-153.17	-6.03	+2.68
\mathbf{D}	BAJD	-145.91	-11.14	+4.91
	CAJD	-145.03	-12.54	+4.98

L'initialisation est un paramètre critique pour la réussite de la séparation de sources. Bien que dans le cas pratique nous établirons des stratégies plus efficaces, nous utiliserons la matrice identité pour initialiser la matrice de démélange spatial estimée \mathbf{B} . Le cas échéant, on initialise la matrice de démélange temporel \mathbf{D} avec la base orthogonale, obtenue par décomposition en valeurs singulières, d'une matrice aléatoire dont les éléments sont tirés dans $\mathcal{N}(0, 1)$.

Nous utilisons le cadre d'optimisation de type Jacobi décrit dans la section 5.3 avec une pondération linéaire-bilinéaire de $\alpha = 0.5$.

5.4.4 Test d'aptitude

Le test d'aptitude représente la situation triviale où le bruit est nul ($\sigma = 0$) et permet d'étudier le comportement de l'algorithme notamment sa rapidité de convergence. Nous avons démontré dans la section 5.2 que la structure bilinéaire ($\alpha = 0$) est exactement diagonalisable dans ce cas en utilisant les méthodes de BAJD et CAJD mais pas en utilisant l'AJD. 100 tests sont effectués en tirant différentes matrices de mélange \mathbf{A} et \mathbf{E} . Pour chacun des tests, nous utilisons les paramètres suivants : dimension spatiale $N = 8$, dimension temporelle $T = 128$, nombre d'observations $K = 100$, nombre de matrices symétriques $F = 100$. L'AJD diagonalise les sets $\{\mathbf{R}_x(l)\}$ et $\{\text{cov}(\mathbf{X}_k)\}$, le BAJD diagonalise les sets $\{\mathbf{X}_k\}$, enfin le CAJD diagonalise simultanément les sets $\{\mathbf{R}_x(l)\}$ et $\{\mathbf{X}_k\}$.

Le test d'aptitude sur le modèle de génération bilinéaire est réussi pour les méthodes BAJD et CAJD, les deux méthodes convergent sensiblement vers la même solution (Figure 5.3) avec un léger avantage pour le CAJD qui gagne par la présence de la diversité des matrices à diagonaliser (voir Table 5.1). Comme prévu l'AJD ne trouve qu'une solution sous-optimale et ne peut descendre sous -15 dB correspondant aux résidus de la structure temporelle non-diagonalisable (5.13) indépendamment du niveau de bruit σ . D'autre part la BAJD et la CAJD trouvent la matrice de démélange temporel \mathbf{D} sans différence statistique. On peut donc conclure que, pour $\alpha = 0$, le test d'aptitude est réussi pour le CAJD avec une tendance à faire très légèrement mieux que le BAJD.

Nous testons maintenant les algorithmes face à un modèle de génération composite avec $\alpha = 0.5$. On remarque que l'ensemble des méthodes convergent rapidement vers une

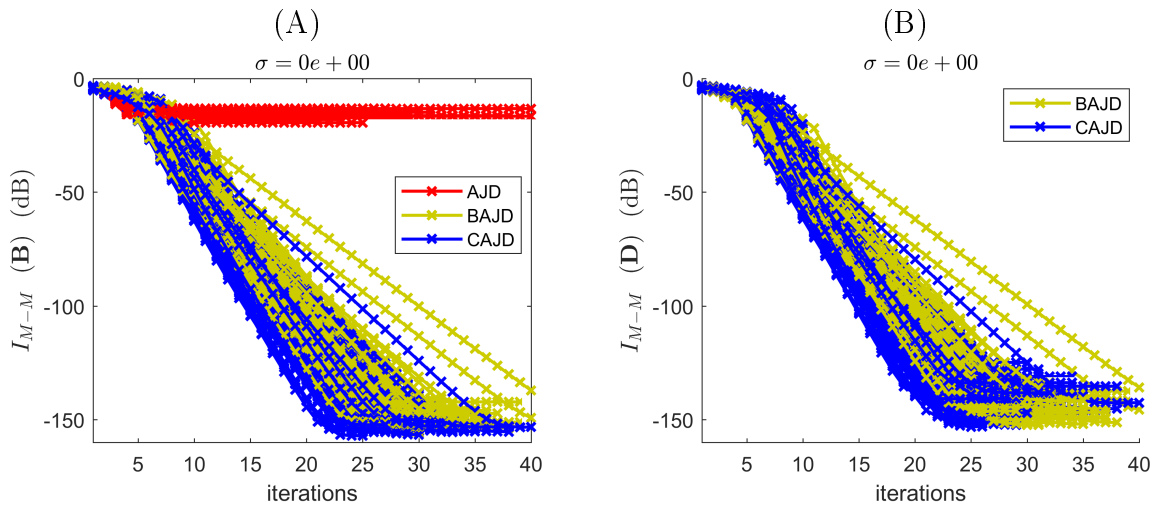


FIGURE 5.3 – Modèle de génération bilinéaire ($\alpha = 0$). Évolution de l'erreur de diagonalisation lors de 100 essais selon le critère I_{M-M} pour (A) la matrice de démélange spatial \mathbf{B} et (B) la matrice de démélange temporel \mathbf{D} en l'absence de bruit ($\sigma = 0$). Pondération utilisée dans la fonction de coût composite $\tilde{\alpha} = 0.5$.

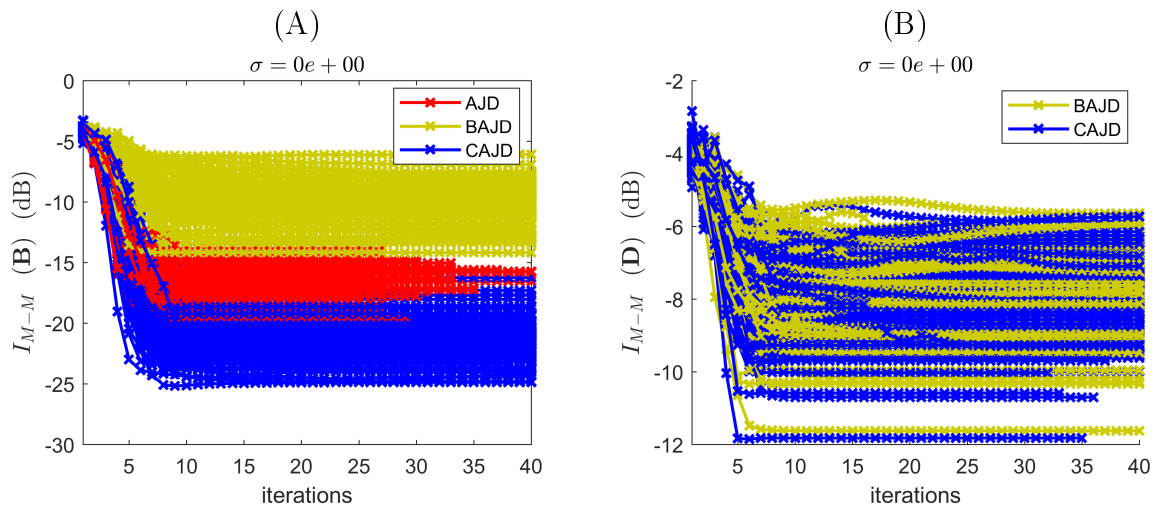


FIGURE 5.4 – Modèle de génération composite ($\alpha = 0.5$). Évolution de l'erreur de diagonalisation lors de 100 essais selon le critère I_{M-M} pour (A) la matrice de démélange spatial \mathbf{B} et (B) la matrice de démélange temporel \mathbf{D} en l'absence de bruit ($\sigma = 0$)

borne inférieure due à la présence de matrices non-diagonalisables pour l'estimation \mathbf{B} (5.13) comme pour l'estimation de \mathbf{D} (5.16). La CAJD fait cependant bien mieux que les autres solutions avec une médiane à -18.93 dB contre -16.54 dB pour l'AJD.

Nous savons que nous pouvons améliorer cette performance car la CAJD embarque α dans sa fonction de coût (5.17), se faisant nous pouvons forcer l'utilisation de la diversité pour améliorer l'estimation en favorisant le modèle linéaire dans la fonction composite. La vraie pondération α étant souvent inconnue, nous utiliserons dans l'algorithme une pondération heuristique $\tilde{\alpha}$. On remarque alors qu'une pondération proche de 1 (favorisant grandement la composante linéaire) permet d'obtenir des meilleurs résultats concernant l'estimation de \mathbf{B} (voir Figure 5.5) sans pénaliser l'estimation de \mathbf{D} (Table 5.3). Ainsi, le choix de $\tilde{\alpha}$ du CAJD influence positivement la convergence de la matrice de démélange

TABLE 5.2 – Index de Moreau-Macchi (en dB) après convergence calculé sur 100 tirages indépendants de \mathbf{A} et \mathbf{E} pour $\alpha = \tilde{\alpha} = 0.5$ (modèle composite).

		median	lower q0.1	upper q0.1
\mathbf{B}	AJD	-16.54	-1.80	+2.29
	BAJD	-10.69	-2.95	+2.68
	CAJD	-18.93	-2.88	+2.70
\mathbf{D}	BAJD	-7.97	-1.63	+2.36
	CAJD	-8.04	-1.64	+2.38

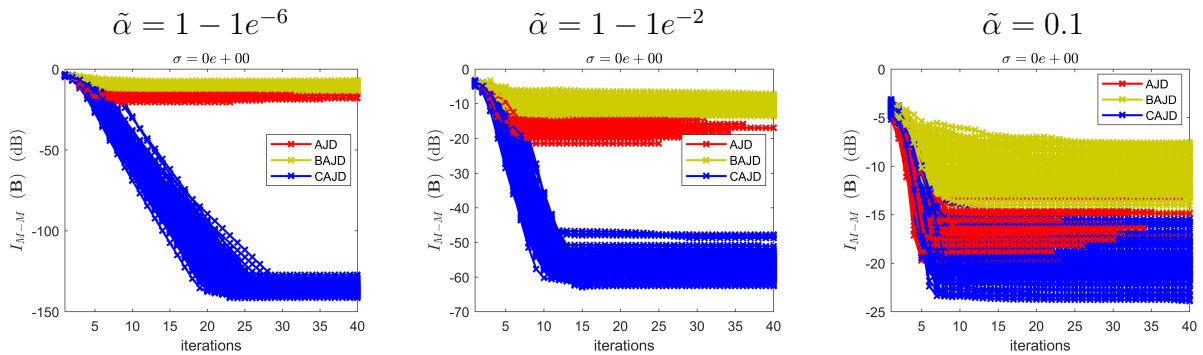


FIGURE 5.5 – Convergence CAJD en faisant varier la pondération $\tilde{\alpha}$. Évolution de l'erreur de diagonalisation lors de 100 essais selon le critère I_{M-M} pour la matrice de démélange spatial \mathbf{B} ($\sigma = 0$).

TABLE 5.3 – Index de Moreau-Macchi (en dB) après convergence calculé sur 100 tirages indépendants de \mathbf{A} , poids réel du modèle de génération $\alpha = 0.5$.

		median		
		$\tilde{\alpha} = 1 - 1e^{-6}$	$\tilde{\alpha} = 1 - 1e^{-2}$	$\tilde{\alpha} = 0.1$
\mathbf{B}	AJD	-16.48	-16.94	-16.78
	BAJD	-10.55	-10.77	-10.88
	CAJD	-136.91	-56.95	-20.10
\mathbf{D}	BAJD	-8.12	-7.97	-8.24
	CAJD	-8.23	-8.13	-8.33

spatial.

5.4.5 Influence du bruit sur la diagonalisation approchée

Afin d'étudier le comportement des algorithmes de diagonalisation conjointe dans des scénarios plus plausibles, on fait varier le niveau de bruit additif. On utilise le même modèle génératif que pour le test d'aptitude, on tire 100 couples de matrices \mathbf{A} et \mathbf{E} avec $N = 8, T = 128, K = 100, L = 100$. Tout d'abord on choisit arbitrairement $\tilde{\alpha} = 0.5$.

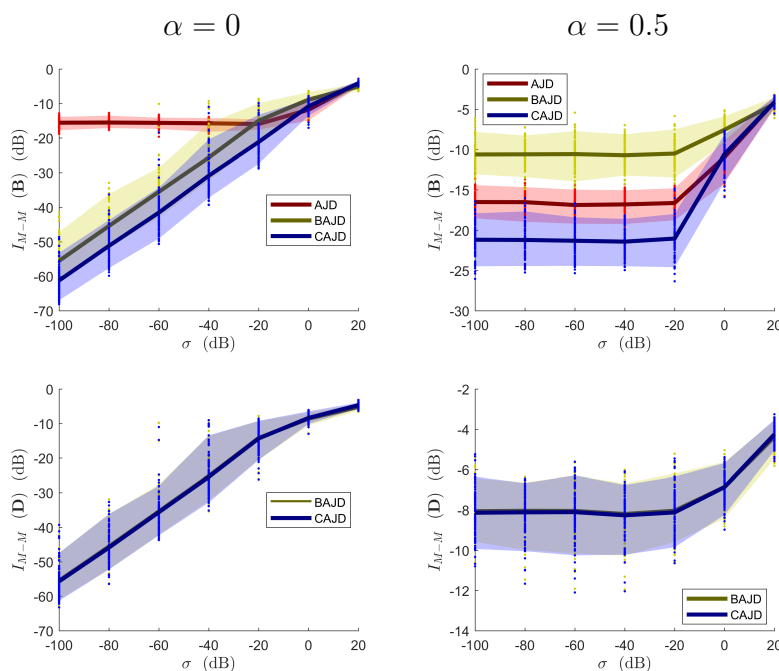


FIGURE 5.6 – Erreur de diagonalisation en fonction du bruit pour 100 tirages de \mathbf{A} et de \mathbf{E} et pour différents niveaux de bruit additif indépendant. La ligne représente l’erreur médiane après convergence, l’aire colorée représente 80% des réalisations. Colonne de gauche : diagonalisation sur modèle bilinéaire ($\alpha = 0$). Colonne de droite : diagonalisation sur modèle composite ($\alpha = 0.5$). Ligne supérieure : erreur sur matrice spatial. Ligne inférieure : erreur sur matrice temporel.

Les résultats sont présentés dans la figure 5.6. Dans l’ensemble des différents α testés (ici présenté $\alpha = 0$ et $\alpha = 0.5$), la CAJD atteint des performances significativement meilleures que la BAJD et l’AJD pour $\sigma < 0$ dB sur la matrice de démélange spatial \mathbf{B} . On observe pas de différence pour la matrice de démélange temporel \mathbf{D} .

On observe notamment que pour $\alpha > 0$, la borne de convergence inférieure est proportionnelle à α (plus α est grand, plus la borne inférieure est grande). Cela s’explique parce que cette pondération génère un *bruit de modèle* correspondant aux résidus des matrices non-diagonalisables. Cependant, en manipulant $\tilde{\alpha}$, la CAJD permet de faire baisser cette borne inférieure en favorisant la composante linéaire (Figure 5.7) sans sacrifier la précision sur l’estimation de la composante bilinéaire⁴.

5.4.6 Résumé des simulations

L’algorithme de diagonalisation conjointe approchée composite (CAJD) est plus adapté que les modèles de diagonalisation conjointe existante (AJD et BAJD) sur les modèles de génération linéaire et bilinéaire. Il permet de réduire drastiquement l’erreur d’estimation sur la matrice de démélange spatial \mathbf{B} quand le modèle de génération des

4. A noter que des tests supplémentaires ont montré qu’un α trop petit (< 0.01) favorise trop la composante bilinéaire de la fonction de coût du CAJD qui se rapproche alors du comportement de la BAJD. Un α proche de zéro semble juste ralentir la convergence pour trouver la matrice temporel \mathbf{D} mais ne modifie pas le résultat final (à condition de laisser assez d’itérations).

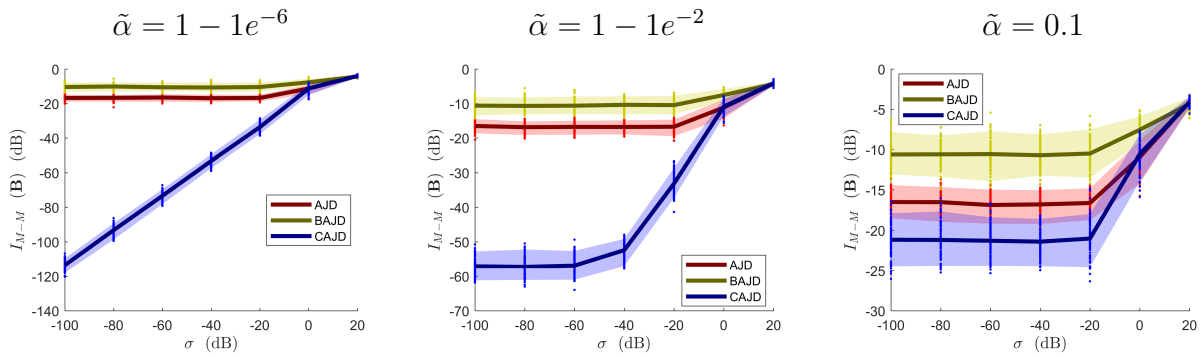


FIGURE 5.7 – Erreur de diagonalisation en faisant varier la pondération $\tilde{\alpha}$ (seule la convergence du CAJD varie). 100 essais selon le critère I_{M-M} pour la matrice de démélange spatial \mathbf{B} en fonction de σ .

données est composite.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu l'avantage d'une méthode de séparation de sources basée sur la diagonalisation conjointe approchée d'un modèle composite, la CAJD, qui diagonalise simultanément un ensemble de matrices symétriques définies positives et un ensemble de matrices rectangulaires. Lorsque les sources possèdent des composantes continues et des composantes évoquées liées par une matrice de mélange, la diagonalisation de l'un ou l'autre des ensembles indépendamment, par AJD ou BAJD, introduit une erreur de modèle (des résidus) empêchant la diagonalisation parfaite des matrices. Plutôt que de chercher une stratégie pour annuler les résidus (quitte à perdre de la diversité dans les données), le modèle composite vise au contraire à les exploiter au maximum par la diagonalisation simultanée des deux ensembles.

Nous avons proposé un cadre d'optimisation de type Jacobi qui est commun aux trois modèles et qui a permis de les évaluer équitablement. Face à des données générées à partir d'un modèle bilinéaire ($\alpha = 0$), la CAJD fait mieux que la BAJD pour l'estimation de la matrice de démélange spatiale \mathbf{B} alors que l'AJD échoue à la retrouver (ce que nous avons prédit par l'analyse des résidus).

Face à des données générées à partir d'un modèle composite ($0 < \alpha < 1$), la CAJD permet de retrouver les matrices de démélange spatiale \mathbf{B} avec plus d'efficacité que l'AJD et la BAJD tout en estimant la matrice de démélange temporelle \mathbf{D} avec autant de précision que la BAJD.

Ces résultats indiquent que la méthode de diagonalisation conjointe approchée d'un modèle composite est un bon candidat pour l'extraction simultanée de sources de potentiels évoqués et de sources d'activité continue en électroencéphalographie. Afin de valider cette hypothèse, nous allons utiliser les données recueillies chez des sujets utilisant le système BCI *Brain Invaders* présenté dans le chapitre 3 pour tester l'extraction de sources selon ces trois méthodes et évaluer les performances de manière qualitative et quantitative. Ces résultats seront présentés dans la section 6.1.1.

Résultats

Sommaire

6.1 Extractions de sources EEG par CAJD	109
6.1.1 Extractions de sources évoqués des données ERP-BCI	110
6.1.2 Acquisition, Pré-traitement et Méthodes	110
6.1.3 Résultats sur les sources de bruit physiologique	114
6.1.4 Extractions des sources d'ERP	117
6.1.5 Conclusion	121
6.2 Classification Adaptative Multi-Utilisateurs	124
6.2.1 Performance des classifieurs collaboratifs	124
6.2.2 Résultats de Classification durant les protocoles	126
6.2.3 Effet de l'adaptation sur la performance	131
6.2.4 Conclusion	132
6.2.5 Discussions	132

Nous rassemblons dans ce chapitre les résultats associés aux contributions discutées dans les chapitres précédents. Plus précisément, l'ensemble des données EEG qui serviront ici sont issues de notre contribution expérimentale : les protocoles I et II de *Brain Invaders 2*, présenté dans le chapitre 3. La section 6.1 applique les méthodes de séparation de sources d'un modèle composite du chapitre 5 (CAJD) à ces données. La section 6.2 étudie les résultats de classification multi-utilisateur en comparant différentes approches du chapitre 4 (multi-MDM et hyper-MDM) et en présentant les résultats de classification temps réel des protocoles I et II.

6.1 Extractions de sources EEG par CAJD

Dans cette section nous allons démontrer la validité de l'utilisation des méthodes de diagonalisations conjointes approchées du modèle composite (CAJD) sur des données de *Brain Invaders* (voir chapitre 3). Nous comparerons cette méthode à son équivalent standard AJD et à la variante bilinéaire BAJD dont nous avons donné les fonctions objectif dans la section 5.2 et dont les comparaisons sur données simulées ont été présentées dans la section 5.4.

6.1.1 Extractions de sources évoqués des données ERP-BCI

Une application pour l'utilisation du modèle composite pour l'extraction de sources avec différentes structures est l'estimation de sources de potentiels évoqués en électroencéphalographie. Dans l'application des méthodes de séparation de sources à l'EEG, il est rare de voir la distinction entre les méthodes exploitant la structure spatiale des sources uniquement, et donc aveugles à la structure temporelle comme l'analyse en composantes indépendantes (on obtient le même résultat si les échantillons sont mélangés temporellement [132]), avec les méthodes utilisant la structure bilinéaire des signaux (par ex. [186]). Ainsi, il est commun de voir l'approche spatiale être appliquée peu importe la structure implicite [74], [163]–[165].

Notre objectif est de pouvoir séparer avec plus de précision et de robustesse les différentes sources de potentiels évoqués grâce à l'estimation simultanée des matrices de démélange spatial \mathbf{B} et temporelle \mathbf{D} telle que les fonctions de coût (5.9) et (5.14) soient simultanément minimisées. Pour évaluer la précision, nous vérifierons de manière qualitative que la suppression des sources de bruit physiologique peut être faite de manière automatique sans perdre de signal utile. Pour évaluer la robustesse, nous observerons de manière quantitative la variabilité des sources estimées. Pour cela, on approxime la matrice de mélange spatiale $\hat{\mathbf{A}}^T = \mathbf{B}^{-1}$ ou la matrice de mélange temporelle par $\hat{\mathbf{E}}^T = \mathbf{D}^+$, où $(\cdot)^+$ est l'inverse de Moore–Penrose. Dans notre application, la colonne \mathbf{a}_i de $\hat{\mathbf{A}}$ correspond au profil spatial de la i -ième source estimée qu'on peut visualiser sur une carte topographique 2D ou tomographique 3D. Ces cartes spatiales peuvent être comparées à nos connaissances physiologiques afin de déterminer la plausibilité de la source. Nous avons notamment vu les hypothèses de localisation spatiale des sources de potentiels évoqués visuels dans la figure 3.4. De la même façon les lignes \mathbf{e}_i de $\hat{\mathbf{E}}$ donnent la contribution temporelle stéréotypée de la i -ième source.

6.1.2 Acquisition, Pré-traitement et Méthodes

6.1.2.1 Acquisition et pré-traitement des données

Dans le chapitre 3 nous avons présenté *Brain Invaders 2*, un jeu vidéo BCI basé sur la classification temps réel des potentiels évoqués. Nous utiliserons les données recueillies durant les deux campagnes que nous avons menées afin d'appliquer les méthodes développées et évaluer la performance des différents modèles. Nous utilisons l'amplificateur USBamp [g.Tec, Graz, Autriche] avec 32 électrodes actives placées selon la norme 10/10 (c.f. Figure 3.4) plus une électrode active pour la masse (Fz) et une électrode passive sur le lobe de l'oreille droite pour la référence. Le contact des électrodes avec le scalp est assuré par un gel conducteur. La fréquence d'acquisition est $F_s=512$ Hz sans pré-traitement analogique. Pour préserver la latence au minimum, les signaux EEG sont synchronisés aux événements de l'aide d'un canal analogique.

A partir des signaux mesurés, nous sélectionnons 16 électrodes représentatives de l'activité cérébrale évoquée : Fp1-Fp2-F5-AFz-F6-T7-Cz-T8-P7-P3-Pz-P4-P8-O1-Oz-O2. Ces signaux sont filtrés par un filtre Butterworth passe-bande [1-40] Hz d'ordre quatre par progression-rétrogression sans distorsion de phase [247]. Les signaux sont ensuite sous-

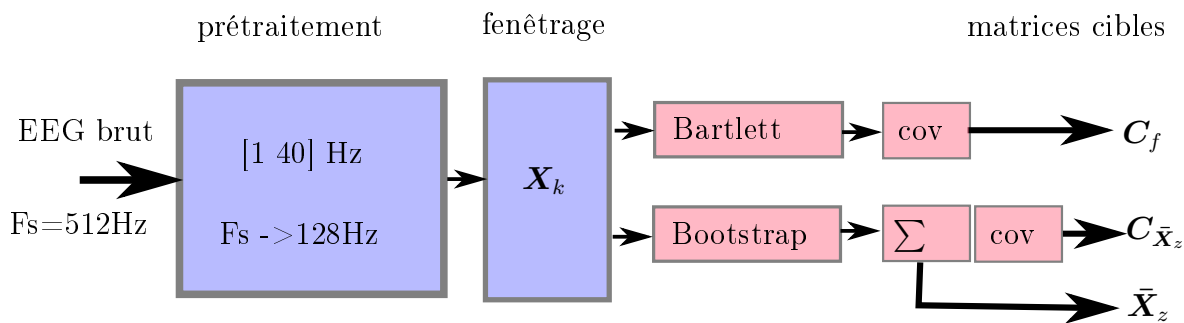


FIGURE 6.1 – Résumé de la chaîne de pré-traitement des données EEG pour la génération des matrices cibles qui serviront en entrée des algorithmes de diagonalisation conjointe AJD, BAJD, et CAJD.

échantillonnés à $F_s=128\text{Hz}$. Finalement les signaux sont segmentés en fenêtres $\mathbf{X}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$ d'une seconde ($T=128$) pour chaque stimulus visuel. Chaque fenêtre est étiquetée *target* (TA) ou *non-target* (NT) en fonction du type de stimulus visuel.

6.1.2.2 Matrices cibles et diversité statistique

L'objectif est d'utiliser à notre avantage le cadre de la diagonalisation conjointe pour exploiter le plus de diversité possible des \mathbf{X}_k . On peut exploiter la non-coloration des signaux en diagonalisant la partie réelle des matrices cospectrales \mathbf{C}_f avec $f \in [1, 30]$. L'estimation des matrices cospectrales se fait par une méthode de Bartlett en moyennant les K transformées de Fourier discrètes des \mathbf{X}_k effectuées avec une addition de zéros de facteur 2 et avec un fenêtrage de type Hamming. Ces matrices cospectrales capturent bien la diversité spatiale des sources continues de l'EEG mais sont plutôt inefficaces pour les sources de potentiels évoqués car l'amplitude de ces derniers est faible par rapport à l'amplitude des sources continues.

Afin de capturer la diversité temporelle des sources de potentiels évoqués pour les méthodes BAJD et CAJD, on applique une méthode de bootstrap en tirant aléatoirement avec remise, dans $\{\mathbf{X}_k\}$, 40 nouveaux ensembles notés, $\{\mathbf{X}_k^*\}_z$ ($z \in \{1 \dots 40\}$), de 50 matrices ($k \in \{1 \dots 50\}$) dont 40 matrices *target* et 10 matrices *non-target*. Chaque ensemble est moyenné pour obtenir des estimations des moyennes stéréotypées tel que $\bar{\mathbf{X}}_z = \frac{1}{50} \sum_{k=1}^{50} \mathbf{X}_k^*$. L'AJD ne pouvant diagonaliser directement des matrices rectangulaires, on utilise alors les 40 matrices de covariances suivantes $\mathbf{C}_{\bar{\mathbf{X}}_z} = \text{cov}(\bar{\mathbf{X}}_z)$ comme remplacement et qui seront diagonalisées en même temps que les matrices cospectrales décrites dans le paragraphe précédent.

Pour conclure, en remplaçant les équivalents dans leurs fonctions de coût respectives, l'AJD diagonalise les sets $\{\mathbf{C}_{\bar{\mathbf{X}}_z}, \mathbf{C}_f\}$, le BAJD diagonalise les sets $\{\bar{\mathbf{X}}_z\}$ et le CAJD diagonalise les sets $\{\mathbf{C}_f\}$ et $\{\bar{\mathbf{X}}_z\}$. Le résumé simplifié de cette chaîne est schématisé dans la figure 6.1. Dans le cas réel, n'ayant pas accès aux vraies matrices de mélange, nous allons étudier les performances de ces trois algorithmes en fonction de leur réussite pour extraire des sources EEG et non-EEG plausibles.

6.1.2.3 Rétroprojection des sources

L'un des problèmes de visualisation de la séparation de source est issu de l'indétermination d'échelle qui rend non-informatives les amplitudes des sources estimées. Une astuce consiste alors de faire une *rétroprojection* des sources estimées dans le domaine des électrodes. Pour le modèle de génération linéaire et le modèle bilinéaire, les sources et leur rétroprojection sont estimées différemment.

Soit $\mathbf{X}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$ les fenêtres de données échantillonnées en phase avec les tâches *target* et *non-target* (chaque fenêtre possède l'étiquette y_k associée). On peut utiliser la matrice de démélange spatial \mathbf{B} pour estimer l'activité des sources $\hat{\mathbf{S}}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}$ tel que

$$\hat{\mathbf{S}}_k = \mathbf{B}^T \mathbf{X}_k. \quad (6.1)$$

On obtient alors la rétroprojection de l'activité de la i -ième source comme

$$\hat{\mathbf{X}}_{i,k} = \hat{\mathbf{A}}_i \hat{\mathbf{S}}_k \in \mathbb{R}^{N \times T}, \quad (6.2)$$

où $\hat{\mathbf{A}}_i$ est la contribution spatiale de la i -ième source estimée à partir de la matrice de démélange $\hat{\mathbf{A}}^T = \mathbf{B}^{-1}$, c'est une matrice carrée avec des zéros partout sauf sur la i -ième colonne qui est le vecteur \mathbf{a}_i . Les $\hat{\mathbf{X}}_{i,k}$ peuvent alors être moyennées pour estimer la contribution à phases coïncidentes des sources et leur rétroprojection dans le domaine des électrodes ($\hat{\mathbf{X}}_i = \sum_{k=1}^K \hat{\mathbf{X}}_{i,k}$). Pour les sources physiologiques associées aux potentiels évoqués, cette moyenne est alors une estimation de la réponse aux stimuli. Pour les autres, on s'attend à ce que cette moyenne s'annule (source d'activité continue pure). Il existe cependant des exceptions et certaines sources qui ne sont pas liées aux potentiels évoqués peuvent avoir une activité coïncidente avec les stimuli (par exemple la source de clignements de yeux si le sujet cligne des yeux inconsciemment après un stimulus).

Quand le modèle de génération le permet, et en utilisant les méthodes BAJD et CAJD, nous pouvons estimer la contribution des sources évoquées à partir des fenêtres \mathbf{X}_k en estimant la matrice d'amplitude des sources $\hat{\mathbf{\Lambda}}_k = \mathbf{B}^T \mathbf{X}_k \mathbf{D}$ afin d'obtenir

$$\hat{\mathbf{X}}_{i,k}^{(e)} = \hat{\mathbf{A}}_i \hat{\mathbf{\Lambda}}_k \hat{\mathbf{E}}_i^T \quad (6.3)$$

où $\hat{\mathbf{X}}_{i,k}^{(e)}$ est la rétroprojection de la i -ième et $\hat{\mathbf{E}}_i$ représente la contribution temporelle stéréotypée de la i -ième source estimée à partir de la matrice de démélange tel que $\hat{\mathbf{E}}^T = \mathbf{D}^+$ (i.e. $\hat{\mathbf{E}}_i$ porte une unique colonne non-nulle, \mathbf{e}_i). Ces rétroprojections ne sont informatives que si la source associée possède une activité stéréotypée, le reste étant des résidus des sources continues de l'activité (erreur de modèle). Comme les trajectoires temporelles des sources sont imposées par $\hat{\mathbf{E}}$, les propriétés qui nous intéressent dans l'analyse de ces rétroprojections sont leur amplitude et leur polarité. Ce type de rétroprojection est utile pour la classification des potentiels évoqués (par ex. *target* versus *non-target*).

6.1.2.4 Méthode d'extraction automatique de sources non-EEG

La première étape pour valider les méthodes de séparation de sources est de vérifier que les sources non-EEG sont estimées correctement. Les sources physiologiques non-EEG

ont une contribution bien plus importante que les sources EEG en terme d'amplitude (voir section 2.2.3.1) et font donc partie des caractéristiques les plus faciles à estimer.

Afin de comparer les trois méthodes, nous allons établir une stratégie de détection automatique d'EOG, clignements de yeux et EMG que nous allons soumettre aux différentes sources estimées. Nous établirons ensuite si les sources physiologiques non-EEG ont bien été estimées et détectées sur un set de dix sujets.

Comme nous avons pu le voir dans la section 2.2 et en particulier dans la figure 2.5, les signaux non-physiologiques possèdent des propriétés spatiales et fréquentielles particulières qui peuvent aider à leur discrimination automatique. Les sources de clignement de yeux et d'EOG possèdent en particulier une répartition spatiale décroissante en puissance selon l'axe fronto-occipital, un spectre décroissant de façon monotone en fréquence dont la contribution principale est inférieure à 1.5 Hz [166]. Par ailleurs l'amplitude des clignements de yeux ($> 100\mu V$) est au moins dix fois supérieure à l'amplitude des sources d'EEG ($< 10\mu V$) et les sources non-stationnaires sont caractérisées par une activation liée à un événement (clignements, saccades ou fixations des yeux) [221].

Les signaux EMG sont fréquemment localisés dans les aires temporales où l'activité des muscles de la mâchoire se superpose à l'activité EEG. Le signal EMG possède un spectre large caractérisé par des fréquences supérieures à 20 Hz. C'est l'une des seules sources mesurées en EEG qui n'a pas une puissance décroissante avec la fréquence [222].

Afin de détecter ces types de sources non-EEG, la stratégie consiste alors à estimer la densité spectrale de puissance avec la méthode du périodogramme de Bartlett pour chaque source estimée. On applique une régression linéaire sur le périodogramme de la i -ième source ($i \in \{1 \dots N\}$) pour trouver la pente $\beta_f(i)$ du spectre et on calcule la valeur- p , $p_f(i)$, liée à cette courbe par rapport à l'hypothèse nulle ($H_0(i) : \beta_f(i) < 0$). On s'attend à ce que H_0 soit rejetée ($p_f(i) > 0.05$) pour les sources autres que EMG. De plus, le coefficient β_f doit être plus important pour les sources de clignements de yeux et d'EOG que pour les sources d'EEG.

Par ailleurs, on peut calculer la puissance moyenne du rang d'électrodes r définie par

$$Z_{r,i} = \frac{1}{TKK_r} \sum_{k=1}^K \|\gamma(\hat{\mathbf{x}}_i(t))_r\|_F \quad (6.4)$$

où l'opérateur-masque $\gamma(\cdot)_r$ met à zéro toutes les lignes qui n'appartiennent pas au rang r dans l'axe fronto-occipital. Les électrodes de rang $r \in \{1 \dots R\}$ possèdent les mêmes coordonnées Cartésiennes \mathbf{x}_r sur l'axe fronto-occipital. L'origine $\mathbf{x}_0 = 0$ représente le rang des électrodes centrales (T7-C5-C3-C1-Cz-C2-C4-C6-T8), le rang croît pour les électrodes se rapprochant du nez ($\mathbf{x}_r > 0$) et décroît pour les électrodes se rapprochant de la nuque ($\mathbf{x}_r < 0$). K_r est le nombre d'électrodes du même rang. Ainsi il est possible de calculer un coefficient de régression spatial $\beta_s(i) = \mathbf{x} \setminus \mathbf{Z}_i$ entre les coordonnées $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1 \dots \mathbf{x}_R]$ concaténées et les puissances associées $\mathbf{Z}_i = [Z_{1,i} \dots Z_{R,i}]$. Ce coefficient est fortement positif pour les sources dont l'activité est localisée dans les aires frontales (clignements de yeux et EOG).

On définit alors une stratégie pour la détection des EOG et des clignements de yeux basée sur un méta-score des coefficients de régression, nommé ARC_i , $i \in \{1 \dots N\}$ (pour

coefficient de réjection d'artefacts) tel que

$$\text{ARC}_i = -\beta_s(i)\beta_f(i). \quad (6.5)$$

Ce coefficient est une valeur positive pour les sources de clignements et EOG. On teste l'appartenance de chaque coefficient ARC_i à la distribution mesurée ($\mu_{\text{ARC}}, \sigma_{\text{ARC}}$) grâce à une validation croisée *leave-one-out robuste*¹. L'avantage de cette simple stratégie est qu'elle ne nécessite pas de seuil (outre la probabilité d'erreur), qu'elle est non-paramétrique et qu'elle est totalement non-supervisée. D'autre part, on étiquette les sources en tant qu'EMG si leur distribution spectrale n'est pas décroissante ($p_f(i) > 0.05$). Par rapport aux approches se basant sur la mesure d'aplatissement ou de symétrie, cette méthode ne nécessite pas d'échantillonner la densité de probabilité, ce qui est un avantage lorsque peu d'échantillons sont disponibles.

6.1.3 Résultats sur les sources de bruit physiologique

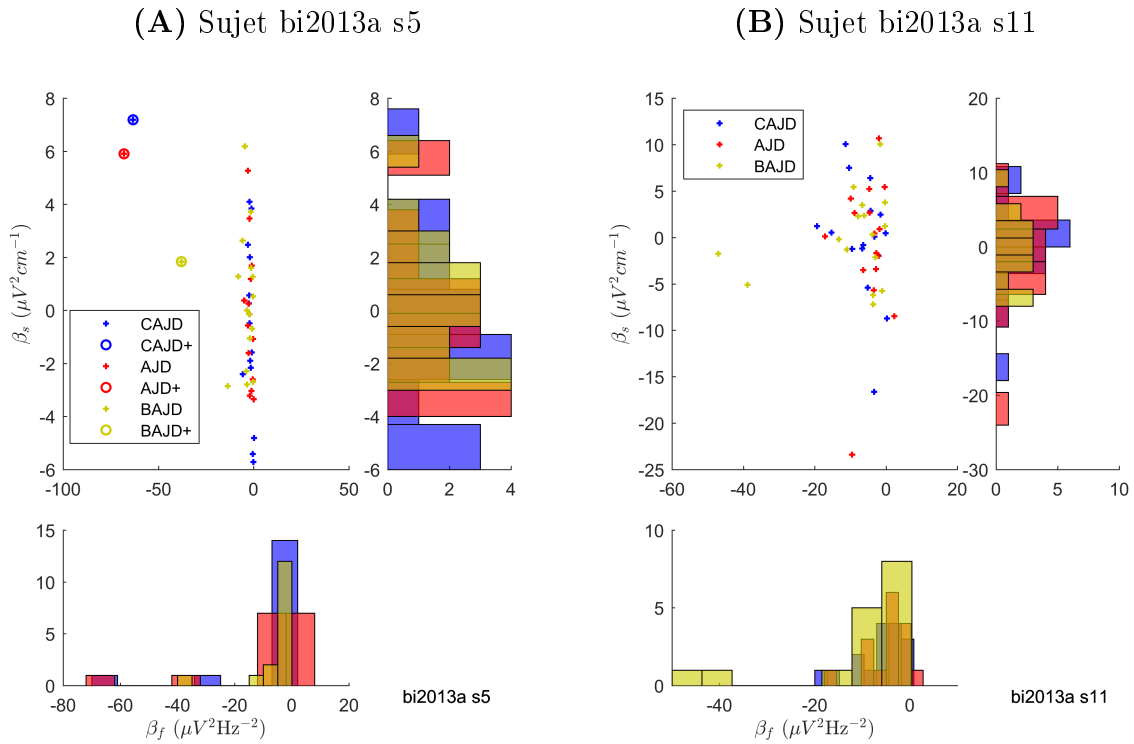


FIGURE 6.2 – Exemple pour deux sujets représentatifs. (A) et (B) : Histogramme des coefficients β_s (à droite de chaque figure), β_f (en bas) avec leur relation (centre). Les coefficients sont calculés sur des sources extraites selon les trois méthodes développées dans le chapitre 5 (AJD, BAJD, CAJD). Les sources de clignements des yeux et EOG détectées avec la méthode décrite (AJD+,BAJD+,CAJD+) dans le texte sont entourées. (A) : le sujet *bi2013a s5* possède une source de clignements qui est bien détectée. (B) Il n'y a pas de faux positif pour le sujet *bi2013a s11* qui n'a pas cligné durant les essais.

1. *leave-one-out robuste* : Chaque coefficient ARC_i est testé par permutation ($p_{\text{val}} < 0.05$) pour vérifier s'il appartient à la distribution du set d'entraînement contenant $N - 2$ coefficients, où N est le nombre total de sources (la source ayant la plus grande valeur absolue parmi les ARC_j ($j \neq i$) est rejetée, d'où l'adjectif "robuste").

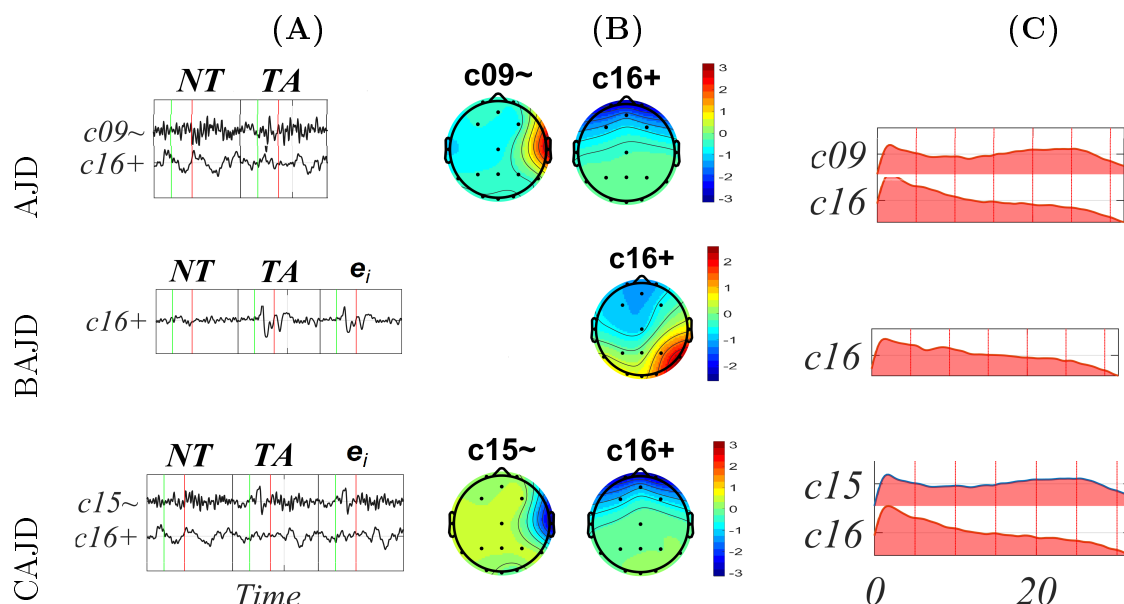


FIGURE 6.3 – Sujet 2013a s5 : détection automatique de sources physiologiques non-EEG (\sim : EMG détecté, $+$: clignement détecté) pour les trois méthodes de séparation (AJD,BAJD et CAJD). (A) séparées par une ligne verticale noire : moyennes *non-target* (NT),*target* (TA) et la série temporelle estimée (e_i) avec la ligne verticale verte représentant l’instant où le stimulus visuel est présenté (t_k), la moyenne présentée est entre $t_k - 250ms < t < t_k + 1000ms$ la ligne verticale rouge une ligne de référence ($t = t_k + 300ms$). (B) Localisation topographique des sources (\mathbf{a}_i), source d’EMG (\sim) localisée en temporal droit, source de clignements ($+$) localisée en pré-frontale ($\beta_s(i) \gg 0$). (C) Périodogramme de Bartlett entre 1 et 30 Hz, la densité spectrale de puissance est monotone décroissante pour la source de clignements ($\beta_f(i) \ll 0$) alors que pour la source d’EMG l’hypothèse $H_0(i) : \beta_f(i) < 0$ n’est pas rejetée ($p_f(i) > 0.05$).

On affiche les points associés à chaque source en fonction de β_s et β_f sur la figure 6.2). Les points dans le coin supérieur gauche du quadrant ($\beta_s > 0$ et $\beta_f < 0$), qui n’appartiennent pas à la distribution estimée des sources EEG, sont classifiés comme appartenant aux clignements de yeux (points entourés sur la figure 6.2). Pour l’étude qualitative, on compare les moyennes rétroprojectées des fenêtres sans les sources de bruit avec la moyenne des fenêtres sans séparation de sources. Pour 24 sujets, on évalue visuellement la performance de l’algorithme avec les résultats possibles suivants (résumé dans la table 6.1) :

- **Faux Positif** : Il n’y a pas de source de bruit affectant la moyenne et la séparation de source dégrade la moyenne rétroprojectée (code "-2"). Il y a une/plusieurs source(s) de bruit affectant la moyenne et la séparation de source dégrade la moyenne rétroprojectée des potentiels évoqués ("-1").
- **Faux Négatif** : Il y a une/plusieurs source(s) de bruit affectant la moyenne et la séparation de source ne le(s) retire pas correctement sans affecter négativement les potentiels évoqués ("0").
- **Vrai Positif** : Il y a une/plusieurs source(s) de bruit affectant la moyenne et la séparation le(s) retire correctement sans affecter négativement les potentiels évoqués (code "1").

TABLE 6.1 – Effet de la suppression des sources d’artéfacts sur la moyenne arithmétique des potentiels évoqués *target* et *non-target* pour les trois méthodes développées (AJD, BAJD, CAJD). "1" : source d’artéfact rejetée (vrai positif). "2" : source d’artéfact absente et non rejetée (vrai négatif). "0" : non suppression des sources d’artéfact (faux négatif). "-1" : suppression des sources d’artéfact et perte du signal (faux positif), "-2" : perte de signal en absence d’artéfact (faux positif).

	s1	s2	s3	s4	s5	s6	s7	s8	s9	s10	s11	s12	s13	s14	s15	s16	s17	s18	s19	s20	s21	s22	s23	s24
AJD	-1	0	2	0	1	1	1	-1	1	-1	2	1	1	2	0	2	2	1	2	2	0	1	0	2
BAJD	-1	-2	2	0	-1	0	1	-1	-1	0	2	0	0	2	1	2	2	1	2	2	0	1	0	2
CAJD	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	-0	0	2	2	-2	2	2	1	1	0	2

TABLE 6.2 – Performance totale pour 24 sujets sur la base de données *bi 2013a* de la suppression des sources d’artéfacts.

	AJD	BAJD	CAJD
Faux Positif	3	5	2
Faux Négatif	5	7	2
Vrai Positif	8	4	13
Vrai Négatif	8	8	7
Total	24		
Succès (%)	66.7	50	83.3
Echec (%)	33.3	50	16.7

- **Vrai Négatif** : Il n’y a pas de source de bruit et la séparation n’affecte pas négativement les potentiels évoqués (code "2").

Pour chaque méthode et pour chaque sujet, on dit qu’il y a échec en présence d’un ou plusieurs faux positif(s)/négatif(s) et qu’il y a un succès le cas contraire.

L’analyse qualitative sur les 24 sujets montre que l’obtient un taux de succès de 83.3% pour la CAJD contre 66.7% et 50% pour l’AJD et la BAJD (table 6.2). La faible performance de la BAJD s’explique car les sources de bruits ont rarement une composante temporelle fixe (la phase des EMG est variable) (7/24 Faux Négatifs). De plus la BAJD n’exploitant pas la diversité spectrale des sources, certaines sources coïncidentes ayant des spectres non-proportionnels peuvent rester mélangées provoquant par la même occasion 7/24 faux positifs contre seulement 2/24 faux positifs en CAJD. Par exemple, sur la figure 6.3 on observe que la BAJD n’a pas extrait correctement de clignement de yeux qui est mélangée avec la source des potentiels évoqués. A l’opposé, pour l’AJD et la CAJD, la source de clignements de yeux estimée représente un dipôle équivalent tangentiel en pré-frontal (voir 6.3B). La CAJD gagne également en performance par rapport à l’AJD car certains sujets clignent effectivement des yeux après un stimuli, ainsi la CAJD exploite une information complémentaire. On voit que la carte spatiale de la source de clignement est moins bruitée pour le CAJD que pour l’AJD dans la figure 6.3B.

Ainsi, l’analyse qualitative de l’estimation des sources de bruits physiologiques et leur détection automatique nous permet de mettre en évidence une estimation des sources d’artéfacts physiologiques plus performante pour la CAJD que l’AJD et la BAJD. Nous allons maintenant observer les résultats sur l’estimation des sources de potentiels évoqués.

6.1.4 Extractions des sources d'ERP

Pour comparer la performance d'extraction des sources de potentiels évoqués, nous effectuons une analyse qualitative basée sur deux critères : la localisation spatiale et la forme temporelle des sources estimées. Pour la localisation spatiale, nous nous attendons à observer un dipôle équivalent unique (ou deux dipôles équivalents controlatéraux) pour chaque composante localisée dans une zone du cerveau physiologiquement plausible (voir détails Figure 2.3). Pour la forme temporelle, nous nous attendons à ce que chaque potentiel évoqué soit associé tout au plus à une source et qu'elle corresponde à la nomenclature détaillée dans la figure 3.4.

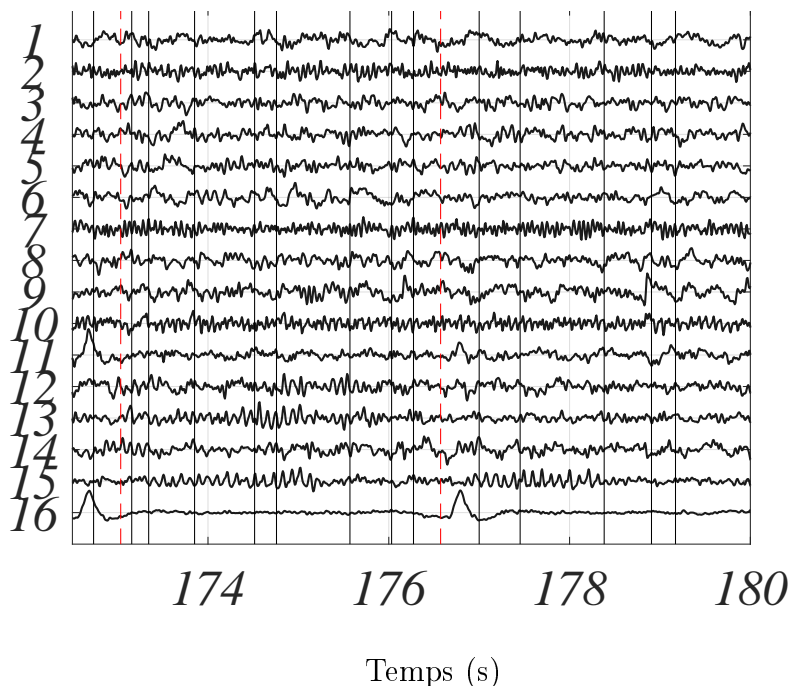


FIGURE 6.4 – Extrait d'activité temporelle normalisée des sources estimées par CAJD (sujet 1). Sources continues : 13-ième (fréquence centrée à 11.5Hz), 15-ième (fréquence centrée à 10.0Hz). Source oculaire : 16-ième. Sources d'EMG (c02,c07). Sources évoquées : voir texte.

6.1.4.1 Comparaison des estimations des dipôles AJD, BAJD et CAJD

Les trois méthodes extraient des sources ayant des cartes spatiales similaires à un équivalent dipôle électrique. La figure 6.5 illustre les résultats pour un sujet caractéristique, le sujet 1 dont l'activité possède de nombreux artéfacts oculaires, et une réponse *target* nette bien localisée spatialement et temporellement. Pour ce sujet on observe en occipital deux complexes visuels N100-P200-N200 : un latéral gauche (AJD-c2, BAJD-c11,CAJD-c8) et un latéral droit (AJD-c07,BAJD-c10,CAJD-c5). Ces deux sources sont correctement estimées avec le CAJD (c05,08) : chaque source possède un dipôle unique avec un champ radial monotone avec l'éloignement. A l'opposé, le champ est non monotone pour l'AJD-c07 et on observe même deux dipôles radiaux en AJD-c02 et BAJD-c11. Pour ce sujet, on observe un potentiel évoqué caractéristique en TA qui, après une négativité à 100ms, possède deux rebonds positifs (250ms et 375ms). Le dipôle équivalent est estimé par un

dipôle radial en centro-pariétal par CAJD (c14) mais il est mélangé avec de l'activité oculaire en utilisant l'AJD (c10), ce qui génère un faux positif de réjection d'artéfact, et il est mélangé avec une activité occipitale en utilisant la BAJD (c10).

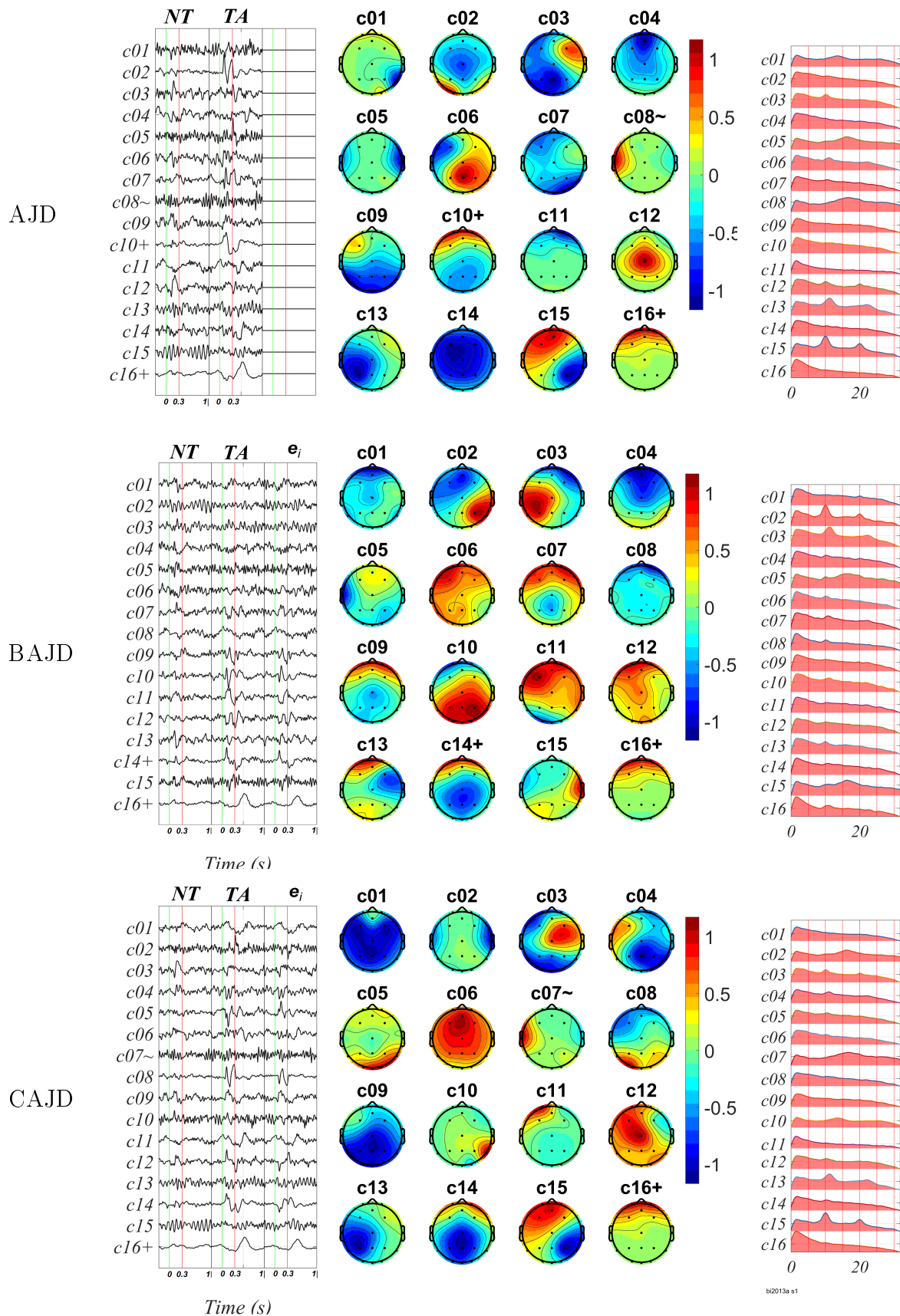


FIGURE 6.5 – Estimation des sources sur le sujet1. A gauche : Moyennes arithmétiques normalisées *non-target* (NT) et *target* (TA) des sources ainsi que la composante de la matrice de mélange temporelle estimée (BAJD et CAJD seulement), la polarité arbitraire. Au centre : carte topographique des sources, la signe de la polarité est arbitraire, "+" source clignements/EOG détectée, "~" source EMG détectée. A droite : densité spectrale de puissance normalisée des sources (en Hz).

Parmi les activités continues extraites, on trouve un dipôle tangent sur l'axe frontal-droit/pariétal-gauche avec une forte activité alpha (centré à 10.0Hz) parfaitement bien estimée en AJD-c15 et CAJD-c15 et moins bien estimée en BAJD-02. Un dipôle radial centré en pariétal gauche avec une activité alpha (centré à 11.5Hz) en AJD-c13, BAJD-c03 et CAJD-c13. Ces activités continues sont correctement observées sur la trajectoire temporelle des sources dans la figure 6.4.

Afin de préciser ces observations, les sources estimées sont localisées en trois dimensions par tomographie électromagnétique exacte à basse résolution. Pour cela, on utilise un modèle de tête générique où les 16 électrodes sont positionnées afin de générer une matrice dite de "lead-field" simulant l'opération directe de la diffusion électromagnétique des tissus vers les électrodes. La solution inverse, eLORETA, est utilisée pour obtenir la matrice de transfert avec le critère de régularisation $\alpha = 1$ (voir eq.28 dans [193]). On observe alors que pour le sujet 1, la source de P300 CAJD-c14 est localisée dans le cortex cingulaire antérieur, zone engagée par le P3b d'après le modèle proposé par Polich [204], observée en EEG par séparation de sources dans [224] et aussi retrouvée en analyse conjointe IRMf et EEG [40]. A l'opposé, la source AJD-c10 correspondant temporellement à l'activité du P300 est localisée dans le lobe frontal en raison à sa mauvaise estimation (figure 6.6).

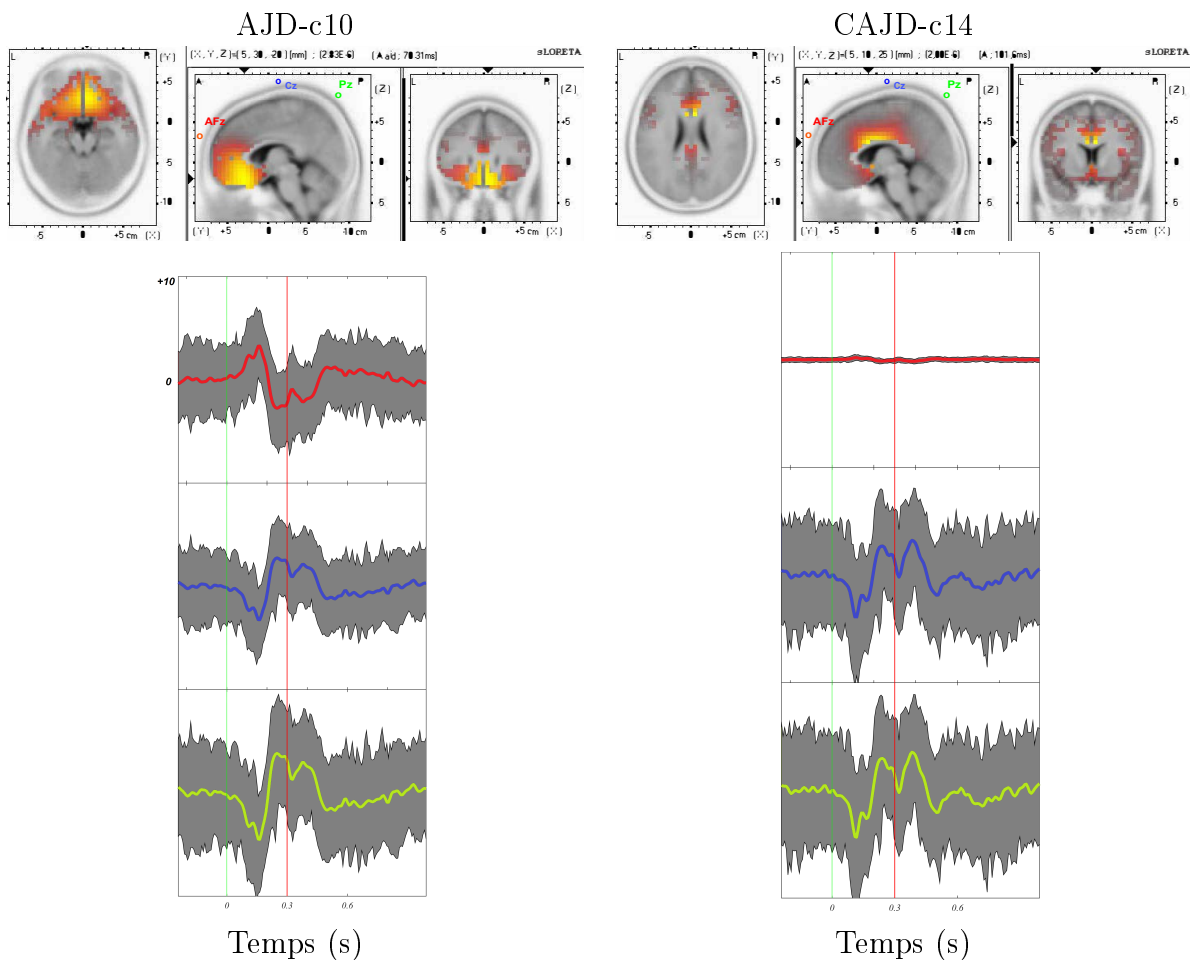


FIGURE 6.6 – Haut : Localisation par tomographie électromagnétique exacte (eLORETA) pour la source de P300. Emplacement des électrodes AFz(rouge), Cz(bleu) et Pz(vert). Bas : Moyenne arithmétique (en couleur gras) des électrodes susmentionnées et variabilité des fenêtres TA des sources rétroprojectées en utilisant l'équation 6.2 (en μV). L'aire grise représente 90% des fenêtres.

6.1.4.2 Comparaison des variabilités des sources

Chaque source étant rétroprojectée dans l'espace des électrodes selon l'équation (6.2), on peut alors calculer la variabilité selon les fenêtres par rapport à la moyenne de la source. Cette variabilité illustrée pour les sources de P300 dans la figure 6.6 (bas) permet d'obtenir la racine de l'erreur quadratique moyenne, notée RMSE (Annexe B.1), où l'erreur est la déviation par rapport à la moyenne

$$\text{RMSE}(\hat{\mathbf{X}}_i) = \sqrt{\frac{\sum_k^K (\hat{\mathbf{X}}_{i,k} - \frac{1}{K} \sum_k^K \hat{\mathbf{X}}_{i,k})^2}{K}}. \quad (6.6)$$

On moyenne le RMSE sur l'ensemble des électrodes et des échantillons de chaque fenêtre rétroprojectée. Cette moyenne est notée $\overline{\text{RMSE}}$. Pour la CAJD-c14, la RMSE moyenne est de $\overline{\text{RMSE}}_{\text{CAJD}} = 2.23$ en comparaison de la moyenne pour l'AJD-c10, $\overline{\text{RMSE}}_{\text{AJD}} = 3.28$. L'hypothèse nulle est rejetée avec $t_{\text{val}}(258) = 19.86$ (figure 6.7).

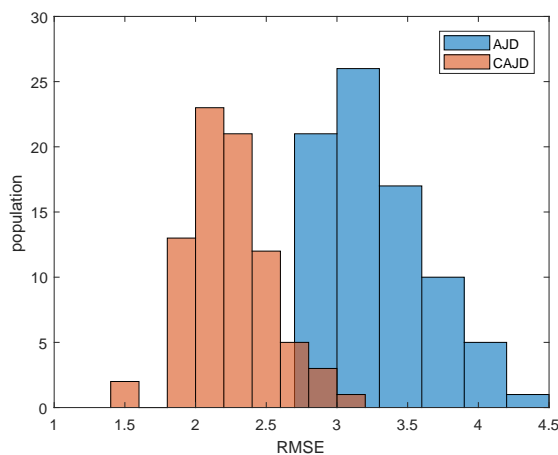


FIGURE 6.7 – Sujet 1, CAJD-c14 et l'AJD-c10 : Distribution du $\overline{\text{RMSE}}(\hat{\mathbf{X}}_i)$ entre l'activité des fenêtres rétroprojectées et leur moyenne arithmétique pour la classe *target*. $\overline{\text{RMSE}}_{\text{CAJD}} = 2.23$, $\overline{\text{RMSE}}_{\text{AJD}} = 3.28$, $t_{\text{val}}(258) = 19.86$

En plus d'utiliser la matrice de mélange/démélange spatial, on applique les matrices de mélange/démélange temporel $\hat{\mathbf{E}}_i/\mathbf{D}$ avec la BAJD et la CAJD, voir eq. 6.3. On observe alors une amplitude et une polarité cohérente dans les essais TA rétroprojectés pour les deux méthodes (présentées avec leur localisation 3D respective : voir figure 6.8). Afin de départager les méthodes, on moyenne l'activité rétroprojectée de chaque fenêtre entre 200 et 450 ms. On affiche ensuite la distribution de cette moyenne pour les fenêtres *target* et *non-target* pour les deux méthodes dans la figure 6.9. Pour le CAJD la différence entre la distribution TA et la distribution NT est significative et plus importante que pour la source de P300 estimée par BAJD (CAJD : $t_{\text{val}}(478) = +13.23$, BAJD : $t_{\text{val}}(478) = +10.70$).

6.1.5 Conclusion

L'analyse qualitative nous permet de confirmer la supériorité du modèle composite sur les autres modèles utilisés en diagonalisation conjointe par une meilleure localisation

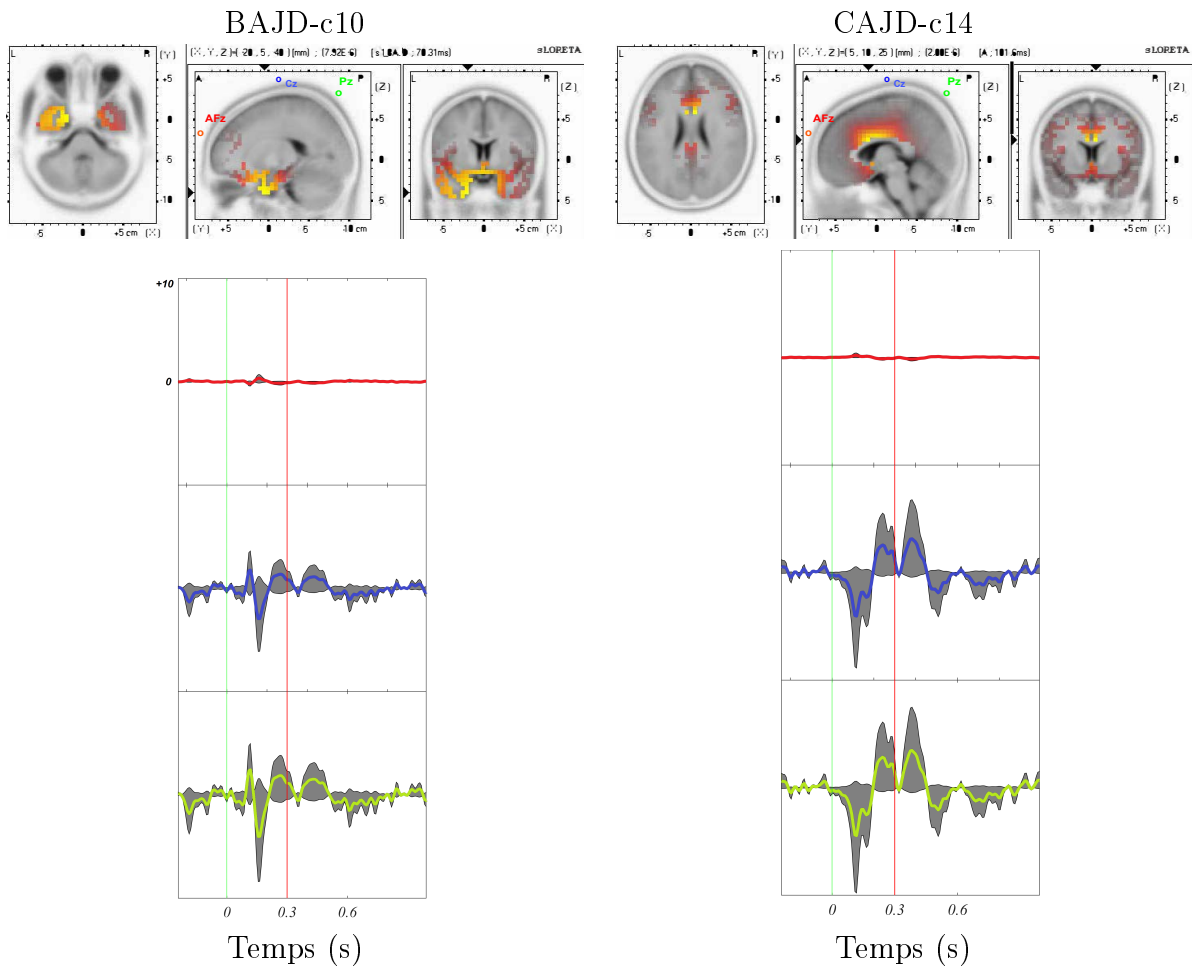


FIGURE 6.8 – Haut : Localisation par tomographie électromagnétique exacte (eLORETA) pour la source de P300. Emplacement des électrodes AFz(rouge), Cz(bleu) et Pz(vert). Bas : Moyenne arithmétique (en couleur gras) des électrodes susmentionnées et variabilité des fenêtres TA des sources rétroprojectées en utilisant l'équation 6.3 (en μV). L'aire grise représente 90% des fenêtres.

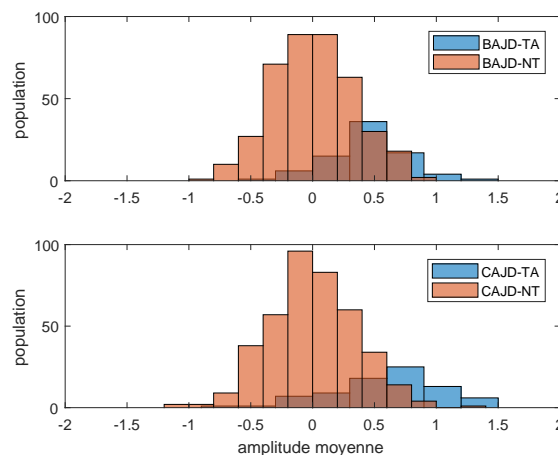


FIGURE 6.9 – Sujet 1, CAJD-c14 et l'BAJD-c10 : Distribution de la moyenne l'activité des fenêtres rétroprojectées entre 200 et 450ms après le stimuli pour les deux classes. La différence entre la distribution NT et TA pour le CAJD est plus importante ($t_{\text{val}}(478) = +13.23$) que pour le BAJD ($t_{\text{val}}(478) = +10.70$).

des sources de P300 (grâce à la matrice de démixage spatial \mathbf{B}) par rapport à l'AJD ainsi qu'une polarité plus consistante quand la forme de l'onde est estimée par rapport au BAJD (grâce à la matrice de démixage temporel \mathbf{D}). Par ailleurs, l'analyse quantitative permet de mettre en exergue une meilleure séparabilité des sources d'artéfacts qui permet leur détection automatique sans supervision (83.3% de réussite pour la CAJD contre 66.6 et 33.3% pour l'AJD et la BAJD respectivement). On remarque une performance globalement en retrait pour le modèle sur lequel se base la BAJD, cela s'explique par la non-exploitation des signaux non-stationnaires et une forme déterministe trop stricte du modèle incompatible avec l'activité continue.

Parmi les pistes d'améliorations, il serait intéressant de connaître l'influence des différentes matrices cibles utilisées pour la diagonalisation conjointe. En effet, on peut multiplier les diversités statistiques pour mieux généraliser la séparation en employant par exemple les matrices co-spectrales dans plusieurs conditions (TA, NT, repos, bruit, etc.), des matrices de covariance moyennées (TA, NT) et non-moyennées, mais aussi les matrices de statistiques d'ordre supérieur (cumulant d'ordre 3 et 4 par exemple). A priori, plus la diversité statistique est importante, plus les matrices de démixage estimées généraliseront bien la séparation. Cependant, on s'attend potentiellement à un effet négatif à basse résolution car il y a beaucoup plus de sources potentielles et donc l'algorithme risque de mélanger les sources estimées de manière arbitraire. L'analyse de performance de la CAJD a donc bien prouvé son efficacité à basse résolution (16 électrodes) mais elle mérite d'être étudiée à plus haute résolution (32 voire 64 électrodes), puis d'être comparée à l'état de l'art (par exemple aux méthodes d'ICA tel que fast-ICA).

Bien que la séparation de sources ne soit pas conçue pour maximiser les différences entre plusieurs classes, il peut être intéressant d'observer ses effets en classification, soit juste après séparation, soit en appliquant par ailleurs une extraction de caractéristiques sur les sources estimées.

6.2 Classification Adaptative Multi-Utilisateurs

Dans cette section, nous allons quantifier l'influence de la performance de classification pour les systèmes BCI multi-utilisateurs. Dans un premier temps, nous testerons les différentes contributions proposées dans le chapitre 4 pour quantifier de manière empirique la *performance des classifieurs collaboratifs* sur des données du protocole I de Brain Invaders 2 (détails dans section 3.2). Dans un second temps, nous verrons les *résultats de classification selon les protocoles et l'effet de l'adaptation*.

6.2.1 Performance des classifieurs collaboratifs

Dans le chapitre 4 nous avons considéré deux approches riemanniennes pour les classifieurs multi-utilisateurs, l'hyper-MDM (section 4.3.1) et le multi-MDM (section 4.3.2), dont les performances seront comparées au MDM de chacun des participants. Pour ce faire, nous allons utiliser les données de l'expérience solo/collaboration présentée dans la section 3.2.

6.2.1.1 Population et déroulement

Pour rappel, 19 paires de sujets ont participé à la version solo/collaboration (protocole I) de Brain Invaders 2. Parmi elles, deux paires sont rejetées de l'étude, l'une pour un dysfonctionnement de l'alimentation du matériel, l'autre car un des participant trichait en clignant des yeux après un stimuli *target* (confirmé a posteriori). La population restante est donc de 17 paires de sujets (age=24.2 +/- 3.1), une paire femme-femme, 11 paires femme-homme, cinq paires homme-homme. Chaque couple a été invité à faire le meilleur score possible pendant quatre sessions de jeu Collaboratif, alternées aléatoirement avec une session de jeu Solo pour chaque joueur.

6.2.1.2 Données

Les signaux EEG de chaque paire de participants sont mesurés de manière synchrone par 64 électrodes actives avec gel (32 par participant) avec quatre amplificateurs USBamp [g.Tec, Graz, Autriche] à 512Hz et synchronisés par un canal analogique avec l'environnement logiciel [Windows 10, Microsoft] permettant de limiter la gigue.

A partir des 32 électrodes de chaque participant, 16 électrodes sont retenues pour la classification ($N = 16$) : Fp1-Fp2-F5-AFz-F6-T7-Cz-T8-P7-P3-Pz-P4-P8-O1-Oz-O2, avec la masse en Fz et la référence sur le lobe auriculaire droit (c.f. Figure 3.4). Les signaux sont filtrés par un filtre Butterworth passe-bande [1-20] Hz et un filtre notch 50Hz par progression-rétrogression sans distorsion de phase [247]. Enfin ces signaux sont sous-échantillonnés à 128Hz et des fenêtres d'une seconde sont extraites après chaque stimulus *target* et *non-target* (nombre d'échantillons $T = 128$). Pour chaque fenêtre, on estime sa matrice de covariance augmentée obtenue par (4.9), (4.13) ou (4.14) pour la classification MDM, MDM-hyper et MDM-multi, respectivement.

6.2.1.3 Validations Croisées

Pour différentes tailles du set d'entraînement, 100 sets d'entraînement-test sont tirés aléatoirement parmi l'ensemble des fenêtres dans les sessions Collaboration pour une validation croisée de type bootstrap. On pratique un équilibrage des classes *target* et *non-target* : seulement 1/5 des fenêtres *non-target* sont sélectionnées à partir des données initiales (proportion réelle : 1/6 *target*, 5/6 *non-target*).

On utilise comme critère de performance l'aire sous la courbe de la fonction de sensibilité du classifieur aussi appelée AUC ROC (détails en annexe B.2) sur le set test. La table 6.3 résume les AUC ROC pour les approches suivantes :

- Π_1, Π_2 : la performance du joueur 1 et du joueur 2 respectivement dans le mode de jeu solo pour le classifieur MDM,
- Π_{\max} : la meilleure performance du couple ($\max(\Pi_1, \Pi_2)$),
- $\bar{\Pi}$: la performance moyenne du couple ($\frac{\Pi_1 + \Pi_2}{2}$),
- Π_{multi} : la performance du classifieur multi-MDM (voir section 4.3.2),
- Π_{hyper} : la performance du classifieur hyper-MDM (voir section 4.3.1).

6.2.1.4 Comparaison des approches hyper-/multi-MDM

Les approches utilisant la géométrie riemannienne sont comparés à une approche classique de référence : le classifieur SWLDA, *Step-Wise Linear Discriminant Analysis* [160], avec les différentes variantes correspondant aux approches multi-utilisateurs développées ici, c'est à dire le

- SWLDA : classification des matrices de covariance augmentées des sujets indépendamment (correspond au MDM)
- multi-SWLDA : classifieur collaboratif utilisant la sommes au carré des résultats de classification des deux sujets (statistiques intra-sujet uniquement, correspond au multi-MDM).
- hyper-SWLDA : classifieur collaboratif classifiant l'ensemble de la matrice de covariance augmentée contenant les statistiques intra- et inter-sujets (correspond à l'hyper-MDM).

Dans un premier temps, on observe dans la figure 6.10 que, quelle que soit la taille du set d'entraînement, toutes les méthodes basées sur la géométrie riemannienne sont supérieures en terme de performance par rapport à celles basées sur le SWLDA. Par ailleurs, on remarque la même tendance pour les méthodes basées sur le SWLDA et celles basées sur le MDM riemannien : les classifieurs collaboratifs sont supérieurs en performance à la moyenne de la performance des couples. De plus, la variante multi-MDM et multi-SWLDA font mieux que la variante hyper-MDM et hyper-MDM, respectivement. Les résultats détaillés sont en annexe E.2 et résumés dans la table 6.3 (variantes MDM uniquement).

Un test de Student pairé confirme la supériorité du multi-MDM par rapport au meilleur des deux participants ($t_{\text{val}}(16) = +2.68$, $p_{\text{val}}(16) = 0.0163$). En comparaison, l'hyper-MDM fait mieux par rapport à la moyenne des deux participants ($t_{\text{val}}(16) = +6.57$, $p_{\text{val}}(16) < 0.001$). Dans tous les cas la performance des variantes du MDM dépasse largement la performance de n'importe quelle variante SWLDA ($p_{\text{val}} < 0.001$). Cela peut être

expliqué par la faible quantité de donnée du set d'entraînement (étude limitée à [5,50] fenêtres par classe) car le SWLDA est réputé être performant quand une large quantité de donnée est disponible ($\gg 100$ fenêtres) [160].

Une corrélation négative ($r(14) = -0.805$, $p_{\text{val}}(14) < 0.001$) est observée entre (a) le gain de performance du classifieur multi-MDM par rapport au meilleur des deux joueurs ($\Pi_{\text{multi}} - \Pi_{\text{max}}$) et (b) l'hétérogénéité de la performance des couples ($|\Pi_1 - \Pi_2|$), voir figure 6.11. Aussi, ce gain semble être indépendant de la performance des individus seuls (pas de corrélation trouvée). A noter qu'une étude empirique étudiant les classifieurs collaboratifs sur des groupes comprenant jusqu'à 11 individus a mis en avant une relation similaire [170].

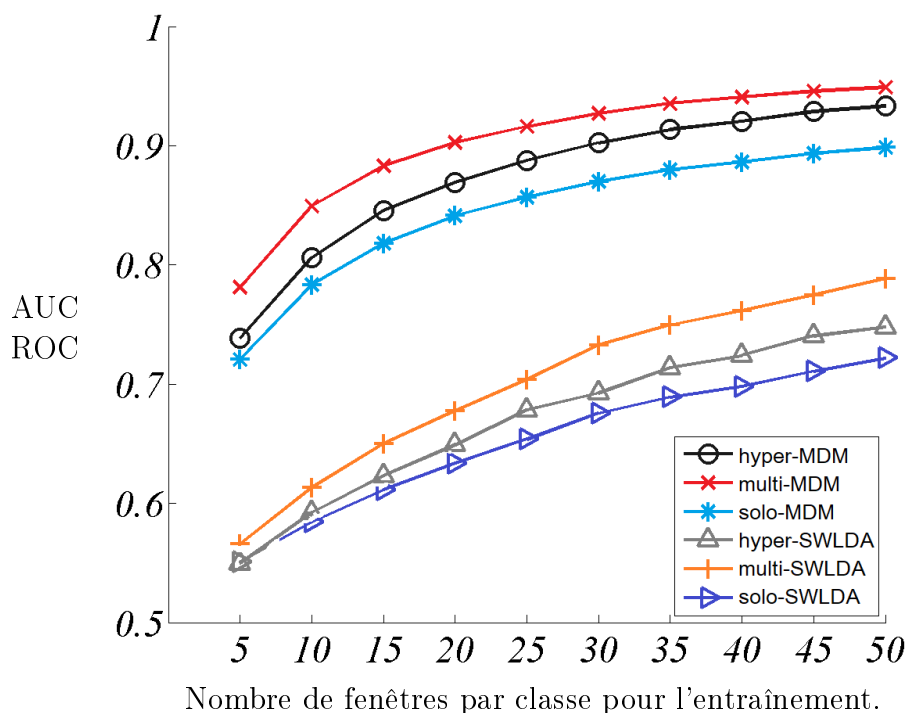


FIGURE 6.10 – Performance moyenne, exprimée selon l'aire sous la courbe de la fonction de sensibilité (AUC ROC), des 17 paires de sujets et pour 100 validations croisées en fonction de la taille du set d'entraînement.

6.2.2 Résultats de Classification durant les protocoles

6.2.2.1 Déroulement et niveau de chance

Pour les deux études, solo/collaboration (protocole I) et compétition/coopération (protocole II), les paires de sujets ont joué au jeu vidéo Brain Invaders 2 décrit dans le chapitre 3. Nous allons présenter ici les résultats de la partie classification en temps réel obtenus durant les deux expériences. Pour rappel, nous avons une grille de 36 aliens dont un seul est l'alien *target* (TA), les autres sont *non-target* (NT). L'algorithme de classification choisit l'alien le plus probable parmi chacune des deux séries de 6 flashes. On dit que la classification est réussie si et seulement si le classifieur a sélectionné le *target* (classification réussie pour deux séries de 6 flashes).

TABLE 6.3 – Performances moyennes sur 100 sets entraînement-test indépendants. 20 fenêtres par classes sont utilisés pour l’entraînement. Aire sous la courbe de la fonction de sensibilité du classifieur (AUC ROC, voir annexe B.2) (0.5 correspond au niveau de chance). (A) : $\Pi_{\text{multi}} - \bar{\Pi}$. (B) : $\Pi_{\text{hyper}} - \bar{\Pi}$. (C) : $\Pi_{\text{multi}} - \Pi_{\text{max}}$. (D) : $\Pi_{\text{hyper}} - \Pi_{\text{max}}$. Voir section 6.2.1.3 pour détails. MOY : moyenne, STD : déviation standard, t_{val} et p_{val} : valeur du test et probabilité de non-réjection de l’hypothèse nulle, respectivement, pour un test de Student apparié. Le meilleur score est en gras.

Paire	Π_{hyper}	Π_{multi}	Π_{max}	$ \Pi_1 - \Pi_2 $	(A)	(B)	(C)	(D)
G01	0,927	0,956	0,936	0,104	0,072	0,043	0,019	-0,009
G02	0,881	0,902	0,898	0,124	0,066	0,045	0,004	-0,017
G03	0,879	0,929	0,912	0,098	0,066	0,016	0,016	-0,033
G04	0,903	0,928	0,933	0,202	0,095	0,071	-0,005	-0,030
G05	0,900	0,927	0,884	0,022	0,054	0,027	0,043	0,016
G06	0,887	0,901	0,873	0,016	0,037	0,022	0,028	0,014
G07	0,870	0,903	0,842	0,018	0,070	0,037	0,061	0,028
G08	0,878	0,920	0,883	0,062	0,068	0,026	0,037	-0,005
G09	0,791	0,837	0,868	0,208	0,073	0,027	-0,031	-0,077
G10	0,900	0,938	0,916	0,100	0,072	0,034	0,023	-0,016
G11	0,890	0,927	0,868	0,020	0,070	0,032	0,060	0,022
G14	0,898	0,944	0,917	0,058	0,056	0,010	0,027	-0,019
G15	0,802	0,814	0,853	0,088	0,005	-0,007	-0,040	-0,051
G16	0,932	0,963	0,931	0,048	0,056	0,025	0,032	0,001
G17	0,843	0,894	0,848	0,066	0,079	0,028	0,046	-0,005
G18	0,770	0,810	0,839	0,146	0,044	0,004	-0,029	-0,069
G19	0,822	0,856	0,792	0,000	0,065	0,030	0,064	0,030
MOY	0,869	0,903	0,882	0,081	0,062	0,028	0,021	-0,013
STD	0,047	0,047	0,040	0,062	0,020	0,017	0,032	0,032
t_{val}	N/A	N/A	N/A	N/A	+12.87	+6.57	+2.68	/
p_{val}	N/A	N/A	N/A	N/A	<1e-03	<1e-03	0.0163	/

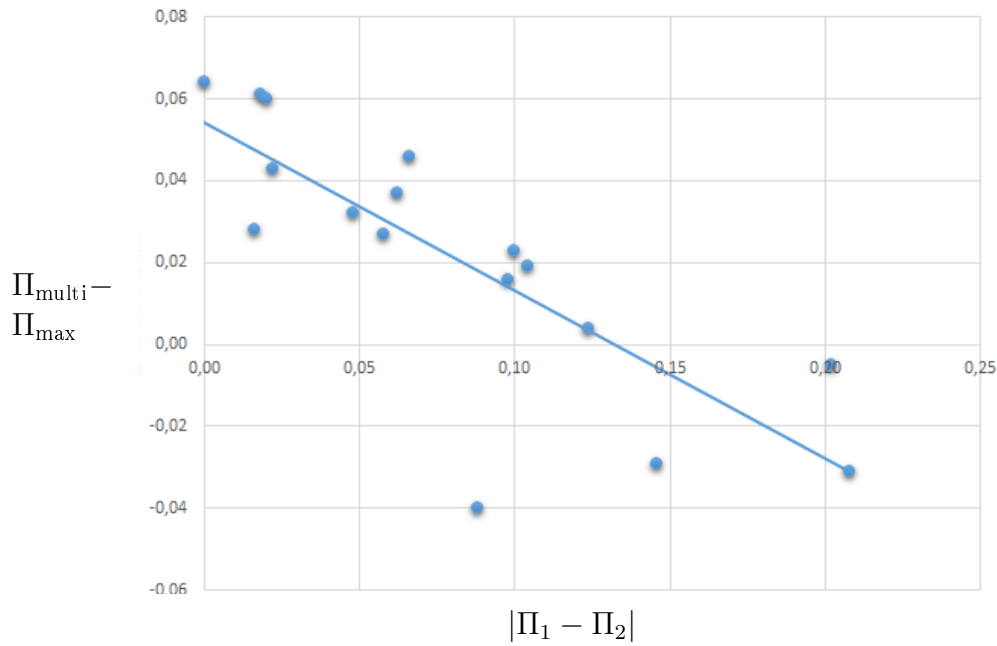


FIGURE 6.11 – Gain de performance entre le meilleur joueur et le classifieur multi-MDM ($\Pi_{\text{multi}} - \Pi_{\text{max}}$) en fonction de l'hétérogénéité de la performance des paires de sujets ($|\Pi_1 - \Pi_2|$). Les AUC ROC sont calculées pour un set d'entraînement de 20 fenêtres par classe ($K = 40$) et moyennées sur 100 validations croisées. Corrélation : $r(14) = -0.805$, $p_{\text{val}}(14) < 0.001$.

Les joueurs ont 8 tentatives tout au plus pour détruire l'alien *target* dans le protocole I et une seule tentative dans le protocole II. Le niveau de chance est de $1/36$ d'atteindre le *target* à la première tentative. Dans le cas particulier du protocole I, si le *target* n'est pas détruit, le *non-target* sélectionné est détruit et le niveau du jeu continue jusqu'à destruction du *target*. Ainsi pour le protocole I, le niveau de chance peut monter jusqu'à $1/29$ si les joueurs ont échoué à 7 tentatives d'affilées. Comme les participants n'ont qu'une seule tentative lors du protocole II, le niveau de chance est égal à $1/36$. Pour le protocole I, le classifieur MDM est utilisé dans la condition solo et le classifieur hyper-MDM dans la condition collaboration. Pour le protocole II, le classifieur MDM est utilisé dans toutes les conditions expérimentales. L'ensemble de ces caractéristiques influencent la classification en temps réel et elles sont résumées dans la table 6.4.

6.2.2.2 Résultats du Protocole 1

La performance de chacun des couples dans les deux conditions sont présentées dans la figure 6.12, on remarque qu'à l'exception du couple 19 (et des couples rejetés), la performance en collaboration est supérieure à la meilleure performance solo du couple. Cette différence est très significative ($p_{\text{val}} < 0.001$, voir figure 6.13). En condition solo la précision moyenne de tous les sujets est de 48.4 % (classifieur MDM) alors que la précision moyenne en collaboration avec le classifieur hyper-MDM est de 68.6 % (Figure 6.13). En se basant sur le débit binaire (voir tableau 6.4), la bande passante moyenne est ainsi de 9.66 octets/min (1.29 bits/s) en condition solo et de 13.70 octets/min (1.82 bits/s) en condition collaborative (augmentation moyenne +41.2 %).

TABLE 6.4 – Résumé des spécificités des différents protocoles influençant le résultat de classification. *temps moyen par tentative calculé : temps des répétitions moyen + délai de classification + temps affichage résultat. **Le débit binaire est calculé en considérant chaque tentative comme un transfert de $\log_2(36) = 5.17$ bits, c'est la bande passante maximum (classification toujours correcte). Conditions expérimentales : Solo, Collaboration (COLL), Coopération (COOP), Compétition (COMP).

	Protocole 1		Protocole 2	
	solo	COLL	COOP	COMP
Classifieur	MDM	hyper-MDM	MDM	
Niveaux par condition	4×9	9	10×4	
Tentatives maximum par niveau	8		1	
Répétitions par tentative	1		3	
Temps moyen par tentative*	1.94s		4.1s	
Débit Binaire**	19.99 octets/min		9.46 octets/min	
Niveau de chance	entre 1/36 et 1/29		1/36	

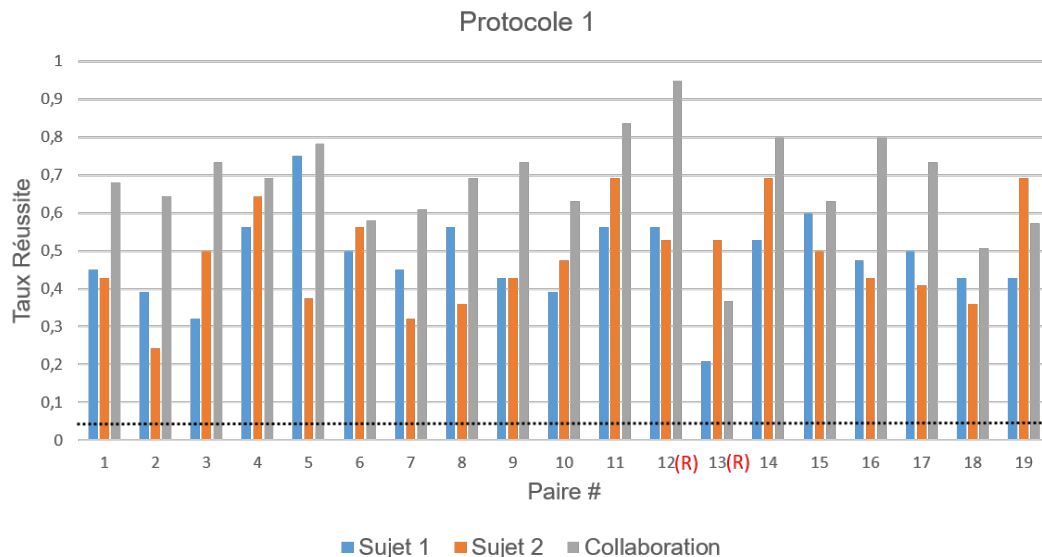


FIGURE 6.12 – Performance réelle durant le déroulement du protocole I pour chaque couple dans les deux conditions (solo et collaboration). Ligne noire hachurée : probabilité de succès par chance à la première répétition (1/36). (R) : couples rejetés de l'étude (raisons : triche et dysfonctionnement de l'alimentation).

A la fin du protocole, les participants remplissent le questionnaire d'après-test présenté en Annexe D.1.1.2. Le gain de performance a été observé par les utilisateurs qui ont répondu au questionnaire d'après-test en moyenne +1.5 à la question "Avez vous le sentiment d'avoir mieux réussi une partie plutôt qu'une autre?" (+3 étant la note maximale en faveur de la condition collaboration, -3 pour solo, 0 pas de différence, voir table E.6). Ces réponses auto-administrées ne sont cependant pas corrélées avec le gain effectif entre la performance solo du joueur avec sa performance en collaboration. Ce résultat peut s'expliquer par plusieurs hypothèses : (a) les participants ne sont pas en mesure d'évaluer correctement le gain de performance entre différentes sessions. (b) la réponse a été influencée par une variable indépendante de la performance. (c) la question n'était pas claire. De plus, sur 34 participants, 24 ont trouvé la condition collaboration plus inté-

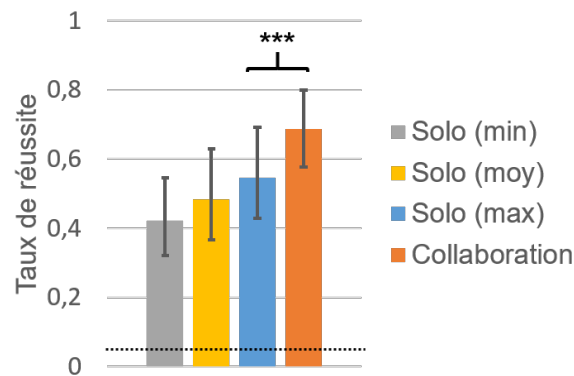


FIGURE 6.13 – Performance moyenne durant le protocole I. Ligne noire hachurée : probabilité de succès par chance à la première répétition (1/36).

ressante et seulement quatre ont trouvé la condition solo plus intéressante. En pratiquant une analyse factorielle sur l'ensemble des questions (annexe E.3.1), on remarque en effet que la réponses à ces deux questions (5 et 9 du questionnaire après-test) sont corrélées avec une tendance ($r = 0.431$, $p_{\text{val}} < 0.05$) ce qui appuie l'hypothèse (b) (sans pouvoir la confirmer en état).

6.2.2.3 Résultats du Protocole 2

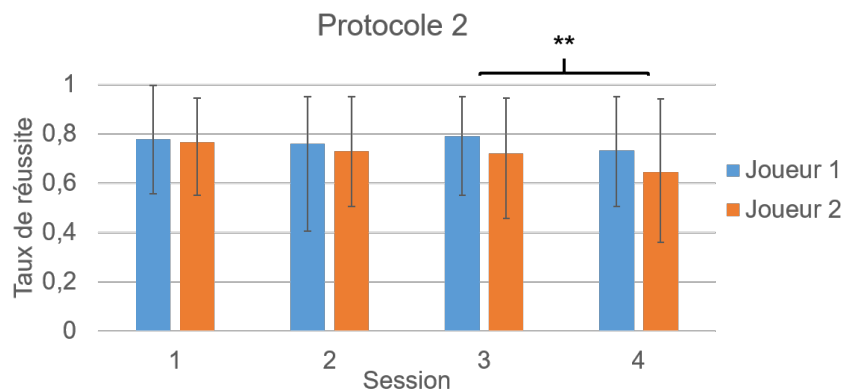


FIGURE 6.14 – Performance réelle durant le déroulement du protocole II. Il y a une baisse significative de la performance entre les deux dernières sessions **: $p_{\text{val}} < 0.01$.

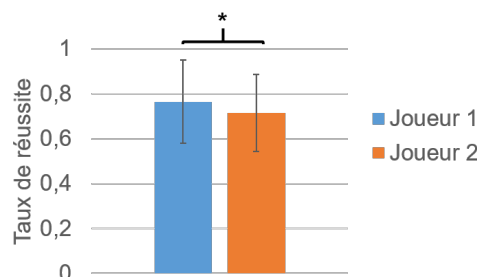


FIGURE 6.15 – Performance moyenne entre les deux joueurs durant le protocole II. L'effet est relativement faible mais significatif * : $p_{\text{val}} < 0.05$.

En utilisant des tests de Student appariés, on ne trouve pas de différence significative dans la performance entre la condition coopération et la condition compétition. On observe

deux effets significatifs : (a) Une baisse de performance entre la 3^{ème} et la dernière session ($p_{\text{val}} < 0.01$, figure 6.14), ce qui peut être expliqué par un effet de fatigue au cours de l'expérience ; (b) Une différence entre le joueur 1 et le joueur 2 (figure 6.15). Étant donné que nous avons utilisé les mêmes casques et amplificateurs pour l'ensemble des joueurs numéro 1 et l'ensemble des joueurs numéro 2 de chaque paire, l'effet (b) semble indiquer une qualité différente des signaux EEG pour les deux équipements.

6.2.3 Effet de l'adaptation sur la performance

Dans les figures 6.16 et 6.17 on observe que la méthode d'adaptation proposée est efficace à la fois pour le MDM (protocole I-solo et protocole II) et à la fois pour l'hyper-MDM (protocole I-collaboration). L'effet d'adaptation fonctionne quel que soit le taux de réussite initial des participants et il est plus remarquable pour le protocole II. Cet effet est significatif sur les 15 premiers niveaux du protocole II (voir en annexe la figure E.1 et la table E.5), ainsi, la présence de ce plateau suggère que le classifieur adaptatif atteint une performance optimale et/ou que le facteur d'oubli est devenu trop petit (voir eq. 4.22). Des études supplémentaires sont nécessaires afin de lever cette ambiguïté.

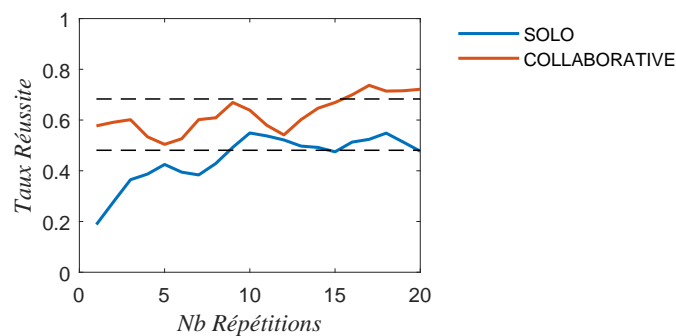


FIGURE 6.16 – Performance moyenne durant le protocole I en fonction du nombre de répétitions. Ligne noire hachurée : taux de réussite moyen sur les sessions (ligne supérieure : en collaboration, ligne inférieure : en solo).

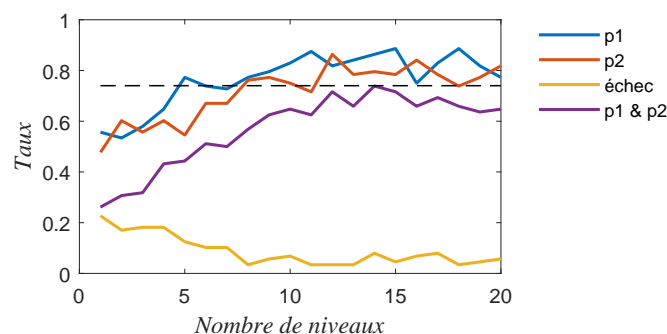


FIGURE 6.17 – Performance moyenne durant le protocole II en fonction du nombre de niveau (trois répétitions par niveau) pour le classifieur MDM adaptatif. p1 : taux de réussite moyen des joueurs 1. p2 : taux de réussite moyen des joueurs 2. p1&p2 : taux de réussite des deux joueurs simultanément. échec : aucun des cas précédents. Ligne noire hachurée : performance moyenne sur l'ensemble des niveaux. Pour résultats détaillés, voir table annexe E.4.

6.2.4 Conclusion

Le MDM montre de bonnes performances pour le contrôle d'un jeu vidéo avec un effet d'adaptation remarquable notamment sur le protocole II (taux de réussite moyen des 5 premiers niveaux : 0.59, après 10 niveaux : 0,83, détails table E.5). La condition collaborative, avec le classifieur hyper-MDM, a montré des performances largement supérieures à la condition solo et le classifieur MDM dans le protocole I avec taux de réussite moyen du meilleur joueur de chaque couple de 0,547 et taux de réussite moyen du jeu collaboratif de 0,686 ($t_{\text{val}}(16) = 4.90$, $p_{\text{val}} < 0.001$, voir résultats détaillés dans la table E.3). Nous n'avons pas observé de différence entre les taux de réussites pour les conditions coopération et compétition du protocole II permettant de mettre en exergue que, s'il existe une différence dans les potentiels évoqués entre les paradigmes sociaux, elle n'est pas suffisante pour influencer significativement la classification.

6.2.5 Discussions

Les résultats de classification obtenus à partir du protocole I permettent de montrer la supériorité des classifieurs collaboratifs par rapport aux classifieurs mono-utilisateur à la fois sur l'analyse hors-ligne et à la fois par la performance durant l'expérience. Les classifieurs mono-individu pour les interfaces cerveau-ordinateur basés sur la géométrie riemannienne sont déjà parmi les plus performants de la littérature, tant en terme de taux de réussite que d'apprentissage par transfert [73], [159], ces travaux démontrent qu'ils sont de bons candidats pour atteindre le même statut pour les BCI collaboratives.

L'adaptation s'est montrée un outil puissant à la fois pour permettre d'atteindre de bonnes performances rapidement, et à la fois pour réduire le temps total de l'expérience. Nous avons montré que l'effet de fatigue est observable dans la performance du protocole II, qui pourrait être causé aussi bien par la fatigue des participants que la "fatigue" matériel (e.g. le gel qui sèche réduisant la qualité du signal). Réduire le temps de l'expérience grâce à la suppression de la période de calibration s'avère ainsi fondamental pour mener à bien ce type d'expérience.

Nous n'avons pas trouvé d'effet significatif du paradigme social sur la performance durant l'expérience. En prenant comme hypothèse que le P300 est influencé par différents facteurs tels que la motivation et l'éveil, nous proposons plusieurs hypothèses qui devront être étudiées par des études approfondies :

- Si elle existe, la différence dans l'activité du P300 entre les paradigmes sociaux est insuffisante pour entraîner une différence dans la performance de classification.
- Le paradigme social n'entraîne pas les mêmes effets physiologiques chez l'ensemble des individus. Par exemple, on peut s'attendre à avoir une augmentation de l'amplitude du P300 en compétition chez les individus qui se sentent à l'aise dans la compétition et similairement pour la coopération.

Si l'hypothèse que le paradigme social n'influence pas la classification est confirmée, les BCI multi-utilisateurs constituent un bon substrat pour les expériences en hyperscanning. En effet, la modification de la performance en fonction du paradigme social ne doit pas devenir un facteur de confusion qui rendrait les études en hyperscanning plus difficiles qu'elle ne le sont déjà.

Une observation intéressante est que le gain de performance du groupe par rapport aux sujets indépendamment est proportionnelle à l'homogénéité des performances individuelles. Récemment, cette observation fut l'objet d'une étude étendue avec des groupes entre 2 et 11 sujets [170]. Cette étude propose un modèle théorique permettant de prédire si la performance du classifieur collaboratif peut faire mieux que la meilleure des personnes du groupe en fonction de l'hétérogénéité du groupe. Cette observation ouvre un champ intéressant à la discipline où, si la performance optimale est recherchée, un algorithme permettrait d'associer les paires optimales en fonction de la performance de chaque individu.

Conclusion et perspectives

En proposant aux sciences sociales une nouvelle grille de lecture par l'imagerie cérébrale multi-sujet, l'hyperscanning permet d'étudier les interactions sociales au cœur même de là où elles sont traitées et générées : la machine sociale prédictive qu'est le cerveau. L'approche hyperscanning cumule cependant les différentes problématiques théoriques, expérimentales et d'analyse que chacun de ces champs de recherche peuvent avoir à faire affaire indépendamment. Nos contributions constituent ainsi un champ focal de résultats permettant d'avancer conjointement vers un cadre d'hyperscanning novateur reposant sur les interfaces cerveau-ordinateur multi-utilisateurs.

Plus précisément, nous avons cherché à apporter des solutions aux problématiques suivantes : Durant l'interaction sociale, comment séparer expérimentalement les activités cérébrales exogènes (celles liées aux stimuli mais qui apparaissent aussi sans interactions) des activités cérébrales endogènes (celles qui apparaissent uniquement en situation d'interaction) ? Peut-on utiliser les interfaces cerveau-ordinateur à ce but ? Quelles sont les approches possibles pour la classification de l'activité cérébrale de plusieurs cerveaux enregistrés de manière simultanée ? Afin d'estimer la connectivité inter-cérébrale, peut-on extraire des sources électroencéphalographiques physiologiquement plausibles si elles sont transitoires et de faible rapport signal-sur-bruit ?

Les résultats

Pour répondre à ces problématiques, nous avons proposé trois contributions : une plate-forme expérimentale BCI multi-utilisateur, une approche de classification par géométrie riemannienne multi-utilisateur et une méthode de séparation de sources utilisant un modèle composite pour les sources EEG transitoires.

Contribution expérimentale

La première contribution constitue une approche expérimentale, nous avons démontré que les interfaces cerveau-ordinateur forment un cadre expérimental propice aux études en hyperscanning. Pour cela, nous avons développé une plate-forme d'interface cerveau-ordinateur multi-utilisateur, nommée *Brain Invaders 2*, comprenant différents paradigmes sociaux : solo, collaboration, compétition, coopération. Ce cadre a permis, à l'aide du contrôle synchrone ou non-synchrone des stimuli, la séparation expérimentale entre des tâches pouvant induire des synchronisations inter-cérébrales exogènes (liés aux stimuli) et des tâches pouvant induire des synchronisations endogènes (liés au traitement de l'interaction sociale par le cerveau). Durant le premier protocole, 79% des participants ont reporté préférer jouer à la version collaborative par rapport à la version solo. De manière générale les sujets étaient engagés dans la tâche et trouvaient cela divertissant. Par ailleurs, nous avons utilisé des méthodes adaptatives pour se séparer avec succès de la période de calibration ce qui réduit considérablement le temps de préparation.

Approche classification

La seconde contribution constitue une approche de classification multi-sujet basée sur la classification par géométrie riemannienne des potentiels évoqués visuels durant une tâche oddball. Pour cela, nous avons comparé une approche où l'activité cérébrale de chaque utilisateur est classifiée indépendamment puis ces résultats de classifications sont fusionnés pour atteindre un seul résultat (classifieur multi-) avec une approche où on classe l'ensemble des activités des sujets, qu'on appelle hypercerveau (classifieur hyper-). En terme de performance, les classifieurs fusionnant leur résultats sur plusieurs utilisateurs (classifieur multi-) se sont révélés être plus efficaces que l'utilisation des classifieurs utilisant l'ensemble de l'hypercerveau (classifieur hyper-). Nous argumentons que ces résultats peuvent s'expliquer par différents critères : la malédiction de dimensionnalité ou la variabilité inter-sujets qui ne permet pas d'exploiter la coïncidence potentielle entre les sujets. Par ailleurs, l'adaptation de la classification au cours de l'expérience a été développée permettant de se libérer de la phase de calibration. Cette méthode s'est révélée être un outil très efficace avec une performance en augmentation rapide dès les premières répétition et un plateau atteint après une dizaine de répétition notant l'accomplissement de la performance optimale.

Approche Analyse

L'analyse des synchronies inter-cérébrales constitue une pièce maîtresse des analyses pour l'hyperscanning, cependant l'interprétabilité de ces synchronies peut parfois être délicate. L'extraction des sources EEG physiologiquement plausibles est une solution à cette problématique mais elle représente un défi important pour les signaux transitoires avec une faible amplitude comme les potentiels évoqués. C'est pourquoi nous avons proposé un modèle de séparation aveugle de source composite, afin d'extraire simultanément des sources ayant des propriétés statistiques différentes : certaines pouvant uniquement être retrouvées par la matrice de démélange spatial, d'autres ayant par ailleurs une activité temporelle déterministe. Ce modèle a mené vers l'implémentation d'une méthode de diagonalisation conjointe approchée nommée *Composite Approximate Joint Diagonalisation* (CAJD). Sur des simulations, on a vérifié que les méthodes mises en œuvre sur ce nouveau modèle estiment de façon plus précise les matrices de mélange. De plus, une analyse quantitative et qualitative d'extractions de sources physiologiques de potentiels évoqués permet de mettre en exergue la supériorité de la CAJD sur ses concurrents, à la fois pour l'extraction de sources d'artefacts physiologiques (clignements de yeux, EMG, etc.), et à la fois une meilleure localisation des sources de potentiels évoqués.

Perspectives

Même si la plate-forme expérimentale *Brain Invaders 2* a permis de développer deux protocoles, les résultats sur la distinction entre l'activité endogène et exogène reste à confirmer sur les données. On s'attend notamment à pouvoir estimer deux réseaux de connectivité inter-cérébrale différents grâce au second protocole expérimental développé ici : l'un lorsque la tâche est simultanée (*oddball coïncident*), l'autre lorsque la tâche est

non-simultanée (*oddball non-coïncident*). La différence entre les deux réseaux permettrait de mettre en avant l'influence des synchronies exogènes sur l'estimation de la connectivité inter-cérébrale.

L'approche de classification multi-utilisateurs a été limitée à la collaboration (les deux utilisateurs ont la même classe en même temps). Cependant, nous avons vu qu'il est possible d'exploiter les propriétés de la géométrie riemannienne afin de développer des classifieurs multi-classes. Ces classifieurs permettraient de ne pas se limiter à la collaboration et développer une nouvelle classe de classifieurs basée sur le paradigme social. Par exemple, on pourrait prédire si des individus collaborent entre eux, ou non.

De plus, nous avons limité les résultats aux méthodes d'adaptation supervisée. Dans ce manuscrit, nous avons pourtant vu que nos classifieurs sont facilement applicables de manière non-supervisée. Cette approche nécessiterait une nouvelle expérience afin de quantifier le gain (ou la perte) par rapport aux méthodes supervisées.

Entre le passage de la classification solo à multi-utilisateur, nous avons observé une corrélation entre le gain de performance de classification (solo vers multi-) et l'homogénéité de la performance des individus en solo. Cette corrélation a été prédite par [169] mais nécessite une étude approfondie dans le cadre de la géométrie riemannienne du fait de ces spécificités. En particulier, il serait intéressant d'étudier l'effet de l'augmentation de la dimension sur la performance.

Nous avons proposé une nouvelle méthode de séparation de sources qui a fait ses preuves. Cependant l'objectif initial était de pouvoir détecter plus facilement des variations de connectivité inter-cérébrale entre des sujets en interaction. Nous devons donc valider notre hypothèse en estimant la connectivité inter-cérébrale sur les sources extraites afin de vérifier si ces connectivités sont plus robustes que celles estimées directement sur les électrodes.

Bibliographie

- [1] M. A. ACQUADRO, M. CONGEDO et D. DE RIDDEER, « Music Performance as an Experimental Approach to Hyperscanning Studies », *Frontiers in human neuroscience*, t. 10, 2016 (cf. p. 13).
- [2] P. ADJAMIAN, « The Application of Electro- and Magneto-Encephalography in Tinnitus Research – Methods and Interpretations », *Frontiers in Neurology*, t. 5, 2014 (cf. p. 33).
- [3] S. P. AHLFORS, J. HAN, J. W. BELLIVEAU et M. S. HÄMÄLÄINEN, « Sensitivity of MEG and EEG to Source Orientation », *Brain Topography*, t. 23, n° 3, p. 227–232, sept. 2010 (cf. p. 35).
- [4] T. AKSENOVA, A. ELISEYEV, L. KORCZOWSKI, T. COSTECALDE, M. FOERSTER, N. ARIZUMI, C. POESCHL, N. TARRIN, N. TORRES-MARTINEZ, C. MESTAIS et OTHERS, « Multi-Way Decoding of Wirelessly Transmitted ECoG Signals from WIMAGINE® Implant for Self-Paced Brain Computer Interface », in *6th International Brain-Computer Interface Conference 2014*, Graz University of Technology, 2014, p. 10–3217 (cf. p. 38).
- [5] B. Z. ALLISON, C. BRUNNER, V. KAISER, G. R. MÜLLER-PUTZ, C. NEUPER et G. PFURTSCHELLER, « Toward a Hybrid Brain–computer Interface Based on Imagined Movement and Visual Attention », *Journal of Neural Engineering*, t. 7, n° 2, p. 026 007, 2010 (cf. p. 20, 31).
- [6] B. Z. ALLISON et C. NEUPER, « Could Anyone Use a BCI? », in *Brain-Computer Interfaces*, sér. Human-Computer Interaction Series, D. S. TAN et A. NIJHOLT, édés., Springer London, 2010, p. 35–54 (cf. p. 22, 29).
- [7] S. AMARI, A. CICHOCKI et H. H. YANG, « A New Learning Algorithm for Blind Signal Separation », in *Advances in Neural Information Processing Systems*, MIT Press, 1996, p. 757–763 (cf. p. 49).
- [8] S.-i. AMARI et H. NAGAOKA, *Methods of Information Geometry*. American Mathematical Soc., 2000 (cf. p. 44).
- [9] A. ANDREEV, A. BARACHANT, F. LOTTE et M. CONGEDO, « Recreational Applications of OpenViBE : Brain Invaders and Use-the-Force », in *Brain-Computer Interfaces 2 : Technology and Applications*, M. CLERC, L. BOUGRAIN et F. LOTTE, édés., t. chap. 14, John Wiley, août 2016, p. 241–257 (cf. p. 54, 58).
- [10] R. W. ANGEL, « Efference Copy in the Control of Movement », *Neurology*, t. 26, n° 12, p. 1164–1164, jan. 1976 (cf. p. 4).
- [11] L. ASTOLFI, J. TOPPI, F. DE VICO FALLANI, G. VECCHIATO, S. SALINARI, D. MATTIA, F. CINCOTTI et F. BABILONI, « Neuroelectrical Hyperscanning Measures Simultaneous Brain Activity in Humans », *Brain Topography*, t. 23, n° 3, p. 243–256, sept. 2010 (cf. p. 13).
- [12] A. ATTANASI, A. CAVAGNA, L. DEL CASTELLO, I. GIARDINA, T. S. GRIGERA, A. JELIĆ, S. MELILLO, L. PARISI, O. POHL, E. SHEN et M. VIALE, « Information Transfer and Behavioural Inertia in Starling Flocks », *Nature Physics*, t. 10, n° 9, p. 691–696, sept. 2014 (cf. p. 17).

- [13] C. BABILONI, P. BUFFO, F. VECCHIO, N. MARZANO, C. DEL PERCIO, D. SPADA, S. ROSSI, I. BRUNI, P. M. ROSSINI et D. PERANI, « Brains “in Concert” : Frontal Oscillatory Alpha Rhythms and Empathy in Professional Musicians », *NeuroImage*, t. 60, n° 1, p. 105–116, mar. 2012 (cf. p. 13).
- [14] F. BABILONI, F. CINCOTTI, D. MATTIA, M. MATTIOCCO, F. D. V. FALLANI, A. TOCCI, L. BIANCHI, M. G. MARCIANI et L. ASTOLFI, « Hypermethods for EEG Hyperscanning », in *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, août 2006, p. 3666–3669 (cf. p. 6, 27).
- [15] F. BABILONI, F. CINCOTTI, D. MATTIA, F. DE VICO FALLANI, A. TOCCI, L. BIANCHI, S. SALINARI, M. G. MARCIANI, A. COLOSIMO et L. ASTOLFI, « High Resolution EEG Hyperscanning during a Card Game », in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, IEEE, 2007, p. 4957–4960 (cf. p. 13, 27, 68).
- [16] F. BABILONI et L. ASTOLFI, « Social Neuroscience and Hyperscanning Techniques : Past, Present and Future », *Neuroscience and biobehavioral reviews*, août 2012 (cf. p. 13).
- [17] L. A. BACCALÁ, C. S. N. DE BRITO, D. Y. TAKAHASHI et K. SAMESHIMA, « Unified Asymptotic Theory for All Partial Directed Coherence Forms », *Philosophical Transactions. Series A, Mathematical, Physical, and Engineering Sciences*, t. 371, n° 1997, p. 20 120 158, août 2013 (cf. p. 27).
- [18] L. A. BACCALÁ et K. SAMESHIMA, « Partial Directed Coherence : A New Concept in Neural Structure Determination », *Biological Cybernetics*, t. 84, n° 6, p. 463–474, juin 2001 (cf. p. 19, 26).
- [19] L. A. BACCALA, K. SAMESHIMA et D. Y. TAKAHASHI, « Generalized Partial Directed Coherence », in *2007 15th International Conference on Digital Signal Processing*, juil. 2007, p. 163–166 (cf. p. 26).
- [20] S. N. BAKER, « Oscillatory Interactions between Sensorimotor Cortex and the Periphery », *Current Opinion in Neurobiology*, Motor systems / Neurobiology of behaviour, t. 17, n° 6, p. 649–655, déc. 2007 (cf. p. 34).
- [21] A. BARACHANT, *Commande Robuste d'un Effecteur Par Une Interface Cerveau Machine EEG Asynchrone*, sér. Thèse de Doctorat. Grenoble, mar. 2012 (cf. p. 159).
- [22] ———, « MEG Decoding Using Riemannian Geometry and Unsupervised Classification. », rapp. tech., 2014 (cf. p. 42, 46).
- [23] A. BARACHANT, S. BONNET, M. CONGEDO et C. JUTTEN, « Riemannian Geometry Applied to BCI Classification », in *International Conference on Latent Variable Analysis and Signal Separation*, Springer, 2010, p. 629–636 (cf. p. 46).
- [24] A. BARACHANT et M. CONGEDO, « A Plug&Play P300 BCI Using Information Geometry », *arXiv :1409.0107 [cs, stat]*, août 2014 (cf. p. 23, 58, 78, 87).
- [25] A. BARACHANT et R. CYCON, « Pushing the Limits of BCI Accuracy : Winning Solution of the Grasp & Lift EEG Challenge », in *6th International Brain-Computer Interface Meeting*, sér. Proceedings of the 6th International Brain-Computer Interface Meeting, Monterey, United States, mai 2016 (cf. p. 46).

- [26] F. BARBARESCO, « Innovative Tools for Radar Signal Processing Based on Cartan's Geometry of SPD Matrices & Information Geometry », in *IEEE Radar Conference, 2008. RADAR '08*, mai 2008, p. 1–6 (cf. p. 44).
- [27] A. BELITSKI, J. FARQUHAR et P. DESAIN, « P300 Audio-Visual Speller », *Journal of Neural Engineering*, t. 8, n° 2, p. 025022, 2011 (cf. p. 31, 54).
- [28] A. J. BELL et T. J. SEJNOWSKI, « An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution », *Neural Computation*, t. 7, n° 6, p. 1129–1159, nov. 1995 (cf. p. 49).
- [29] A. BELOUHRANI, K. ABED-MERAIM, M. AMIN et A. ZOUBIR, « Joint Anti-Diagonalization for Blind Source Separation », in *2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001. Proceedings. (ICASSP '01)*, t. 5, 2001, 2789–2792 vol.5 (cf. p. 97).
- [30] A. BELOUHRANI, K. ABED-MERAIM, J.-F. CARDOSO et E. MOULINES, « A Blind Source Separation Technique Using Second-Order Statistics », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 45, n° 2, p. 434–444, fév. 1997 (cf. p. 48, 50, 51).
- [31] M. BELZ, L. W. PYRITZ et M. BOOS, « Spontaneous Flocking in Human Groups », *Behavioural Processes*, t. 92, p. 6–14, jan. 2013 (cf. p. 17).
- [32] D. J. BEM, « Self-Perception : An Alternative Interpretation of Cognitive Dissonance Phenomena. », *Psychological review*, t. 74, n° 3, p. 183, 1967 (cf. p. 4, 5).
- [33] J. BERG, J. DICKHAUT et K. MCCABE, « Trust, Reciprocity, and Social History », *Games and Economic Behavior*, t. 10, n° 1, p. 122–142, juil. 1995 (cf. p. 11).
- [34] G. S. BERNS, S. M. MCCLURE, G. PAGNONI et P. R. MONTAGUE, « Predictability Modulates Human Brain Response to Reward », *The Journal of Neuroscience*, t. 21, n° 8, p. 2793–2798, avr. 2001 (cf. p. 4).
- [35] R. BHATIA, *Positive Definite Matrices*. Princeton university press, 2009 (cf. p. 44, 159).
- [36] N. BIRBAUMER, N. GHANAYIM, T. HINTERBERGER, I. IVERSEN, B. KOTCHOUBEY, A. KÜBLER, J. PERELMOUTER, E. TAUB et H. FLOR, « A Spelling Device for the Paralysed », *Nature*, t. 398, n° 6725, p. 297–298, mar. 1999 (cf. p. 20).
- [37] D. BIRO, D. J. T. SUMPTER, J. MEADE et T. GUILFORD, « From Compromise to Leadership in Pigeon Homing », *Current Biology*, t. 16, n° 21, p. 2123–2128, nov. 2006 (cf. p. 17).
- [38] C. M. BISHOP, « Pattern Recognition », 2006 (cf. p. 39, 42, 44).
- [39] S.-J. BLAKEMORE, D. WOLPERT et C. FRITH, « Why Can't You Tickle Yourself? », *Neuroreport*, t. 11, n° 11, R11–R16, 2000 (cf. p. 4).
- [40] C. BLEDOWSKI, D. PRVULOVIC, R. GOEBEL, F. E. ZANELLA et D. E. J. LINDEN, « Attentional Systems in Target and Distractor Processing : A Combined ERP and fMRI Study », *NeuroImage*, t. 22, n° 2, p. 530–540, juin 2004 (cf. p. 120).
- [41] L. BONNET, F. LOTTE et A. LECUYER, « Two Brains, One Game : Design and Evaluation of a Multiuser BCI Video Game Based on Motor Imagery », *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, t. 5, n° 2, p. 185–198, 2013 (cf. p. 20, 30, 79, 80).

- [42] J. F. BORISOFF, S. G. MASON, A. BASHASHATI et G. E. BIRCH, « Brain-Computer Interface Design for Asynchronous Control Applications : Improvements to the LF-ASD Asynchronous Brain Switch », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. 51, n° 6, p. 985–992, juin 2004 (cf. p. 31).
- [43] F. BOUCHARD, L. KORCZOWSKI, J. MALICK et MARCO CONGEDO, « Approximate Joint Diagonalization within the Riemannian Geometry Framework », in *2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO) (EUSIPCO 2016)*, Budapest, Hungary, août 2016 (cf. p. 51).
- [44] A.-M. BROUWER et J. B. F. VAN ERP, « A Tactile P300 Brain-Computer Interface », *Frontiers in Neuroscience*, t. 4, mai 2010 (cf. p. 31, 54).
- [45] E. C. BROWN et M. BRÜNE, « The Role of Prediction in Social Neuroscience », *Frontiers in Human Neuroscience*, t. 6, mai 2012 (cf. p. 4, 5).
- [46] A. P. BURGESS, « On the Interpretation of Synchronization in EEG Hyperscanning Studies : A Cautionary Note », *Frontiers in Human Neuroscience*, t. 7, p. 881, 2013 (cf. p. 19, 27).
- [47] R. CARABALONA, « The Role of the Interplay between Stimulus Type and Timing in Explaining BCI-Illiteracy for Visual P300-Based Brain-Computer Interfaces », *Frontiers in Neuroscience*, t. 11, p. 363, 2017 (cf. p. 30).
- [48] J. CARDOSO, « Infomax and Maximum Likelihood for Blind Source Separation », *IEEE Signal Processing Letters*, t. 4, n° 4, p. 112–114, 1997 (cf. p. 49).
- [49] J. F. CARDOSO et A. SOULOUMIAC, « Blind Beamforming for Non-Gaussian Signals », *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, t. 140, n° 6, p. 362–370, déc. 1993 (cf. p. 50).
- [50] H. CECOTTI et B. RIVET, « Performance Estimation of a Cooperative Brain-Computer Interface Based on the Detection of Steady-State Visual Evoked Potentials », in *2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, mai 2014, p. 2059–2063 (cf. p. 80).
- [51] M. CEDERHOUT, « Interbrain Synchrony during Playing a Multi-Player Brain-Computer-Interface Game », *Amsterdam Brain and Cognition*, t. 4, p. 23–37, juin 2016 (cf. p. 57).
- [52] N. N. CENCOV, *Statistical Decision Rules and Optimal Inference*, 53. American Mathematical Soc., 1982 (cf. p. 44).
- [53] J. CHATEL-GOLDMAN, « Electroencéphalographie Synchronique de Deux Individus : Peut-on Appliquer La Neuroimagerie à l'étude de l'interaction Humaine ? », thèse de doct., Université de Grenoble, 2014 (cf. p. 15, 16, 18).
- [54] J. CHATEL-GOLDMAN, M. CONGEDO et R. PHLYPO, « Joint BSS as a natural analysis framework for EEG-hyperscanning », in *ICASSP 2013 Proceedings*, Vancouver, Canada, mai 2013, p. 1212–1216 (cf. p. 30).
- [55] J. CHATEL-GOLDMAN, C. JUTTEN et M. CONGEDO, « Non-Local Mind from the Perspective of Social Cognition », *Frontiers in Human Neuroscience*, t. 7, p. 107, 2013 (cf. p. 15).
- [56] Z. CHEBBI et M. MOAKHER, « Means of Hermitian Positive-Definite Matrices Based on the Log-Determinant α -Divergence Function », *Linear Algebra and its Applications*, t. 436, n° 7, p. 1872–1889, avr. 2012 (cf. p. 161).

- [57] J. CHEN, Y. C. LEONG, K. A. NORMAN et U. HASSON, « Shared Experience, Shared Memory : A Common Structure for Brain Activity during Naturalistic Recall », *bioRxiv*, p. 035931, jan. 2016 (cf. p. 7).
- [58] X. CHEN, Y. WANG, M. NAKANISHI, X. GAO, T.-P. JUNG et S. GAO, « High-Speed Spelling with a Noninvasive Brain-computer Interface », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, t. 112, n° 44, E6058–E6067, mar. 2015 (cf. p. 29, 30, 77).
- [59] X. CHENG, X. LI et Y. HU, « Synchronous Brain Activity during Cooperative Exchange Depends on Gender of Partner : A fNIRS-Based Hyperscanning Study », *Human Brain Mapping*, n/a–n/a, fév. 2015 (cf. p. 27).
- [60] C. CHERNIAK, « The Bounded Brain : Toward Quantitative Neuroanatomy », *Journal of Cognitive Neuroscience*, t. 2, n° 1, p. 58–68, jan. 1990 (cf. p. 3).
- [61] P. H. CHIU, M. A. KAYALI, K. T. KISHIDA, D. TOMLIN, L. G. KLINGER, M. R. KLINGER et P. R. MONTAGUE, « Self Responses along Cingulate Cortex Reveal Quantitative Neural Phenotype for High-Functioning Autism », *Neuron*, t. 57, n° 3, p. 463–473, fév. 2008 (cf. p. 11).
- [62] A. V. CICOUREL, « Cognitive Sociology : Language and Meaning in Social Interaction. », 1974 (cf. p. 5).
- [63] A. CLARK, « Whatever next ? Predictive Brains, Situated Agents, and the Future of Cognitive Science », *The Behavioral and Brain Sciences*, t. 36, n° 3, p. 181–204, juin 2013 (cf. p. 3, 4).
- [64] A. COMBAZ, C. CHATELLE, A. ROBBEN, G. VANHOOF, A. GOELEVELN, V. THIJS, M. M. V. HULLE et S. LAUREYS, « A Comparison of Two Spelling Brain-Computer Interfaces Based on Visual P3 and SSVEP in Locked-In Syndrome », *PLOS ONE*, t. 8, n° 9, e73691, sept. 2013 (cf. p. 30).
- [65] P. COMON, « Independent Component Analysis, a New Concept ? », *Signal Process.*, t. 36, n° 3, p. 287–314, avr. 1994 (cf. p. 48).
- [66] ———, « Independent Component Analysis, a New Concept ? », *Signal processing*, t. 36, n° 3, p. 287–314, 1994 (cf. p. 49).
- [67] P. COMON et C. JUTTEN, *Handbook of Blind Source Separation : Independent Component Analysis and Applications*. Academic Press, fév. 2010 (cf. p. 47, 49–51, 95).
- [68] M. CONGEDO, R. PHLYPO et D.-T. PHAM, « Approximate Joint Singular Value Decomposition of an Asymmetric Rectangular Matrix Set », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 59, n° 1, p. 415–424, jan. 2011 (cf. p. 96).
- [69] M. CONGEDO, « EEG Source Analysis », HDR Thesis, Grenoble University, oct. 2013 (cf. p. 23, 33, 35, 59, 77, 80, 82, 161).
- [70] M. CONGEDO, B. AFSARI, A. BARACHANT et M. MOAKHER, « Approximate Joint Diagonalization and Geometric Mean of Symmetric Positive Definite Matrices », *PLoS ONE*, t. 10, n° 4, e0121423, avr. 2015 (cf. p. 51, 161).
- [71] M. CONGEDO, A. BARACHANT et A. ANDREEV, « A New Generation of Brain-Computer Interface Based on Riemannian Geometry », *arXiv :1310.8115 [cs, math]*, oct. 2013 (cf. p. 23).

- [72] M. CONGEDO, A. BARACHANT et R. BHATIA, « Fixed Point Algorithms for Estimating Power Means of Positive Definite Matrices », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 65, n° 9, p. 2211–2220, avr. 2017 (cf. p. 46, 161).
- [73] ———, « Riemannian Geometry for EEG-Based Brain-Computer Interfaces ; a Primer and a Review », *Brain-Computer Interfaces*, t. 0, n° 0, p. 1–20, mar. 2017 (cf. p. 46, 54, 58, 132).
- [74] M. CONGEDO, C. GOUY-PAILLER et C. JUTTEN, « On the Blind Source Separation of Human Electroencephalogram by Approximate Joint Diagonalization of Second Order Statistics », *Clinical Neurophysiology*, t. 119, n° 12, p. 2677–2686, déc. 2008 (cf. p. 39, 51, 95, 110).
- [75] M. CONGEDO, M. GOYAT, N. TARRIN, G. IONESCU, L. VARNET, B. RIVET, R. PHLYPO, N. JRAD, M. ACQUADRO et C. JUTTEN, « "Brain Invaders" : A Prototype of an Open-Source P300- Based Video Game Working with the OpenViBE Platform », in *5th International Brain-Computer Interface Conference 2011 (BCI 2011)*, Graz, Austria, sept. 2011, p. 280–283 (cf. p. 23, 54, 58).
- [76] M. CONGEDO, R. JOHN, D. DE RIDDER, L. PRICHEP et R. ISENHART, « On the "Dependence" of "Independent" Group EEG Sources ; an EEG Study on Two Large Databases. », *Brain Topography*, t. 23, n° 2, p. 134, juin 2010 (cf. p. 19).
- [77] M. CONGEDO, L. KORCZOWSKI, A. DELORME et F. LOPES DA SILVA, « Spatio-Temporal Common Pattern : A Companion Method for ERP Analysis in the Time Domain », *Journal of Neuroscience Methods*, t. 267, p. 74–88, avr. 2016 (cf. p. 77, 78).
- [78] M. CONGEDO, S. ROUSSEAU et C. JUTTEN, « An Introduction to EEG Source Analysis with an Illustration of a Study on Error-Related Potentials », in *Guide to Brain-Computer Music Interfacing*, E. R. MIRANDA et J. CASTET, édés., Springer London, jan. 2014, p. 163–189 (cf. p. 95).
- [79] X. CUI, D. M. BRYANT et A. L. REISS, « NIRS-Based Hyperscanning Reveals Increased Interpersonal Coherence in Superior Frontal Cortex during Cooperation », *NeuroImage*, t. 59, n° 3, p. 2430–2437, fév. 2012 (cf. p. 27).
- [80] F. L. da DA SILVA, « EEG : Origin and Measurement », in *EEG - fMRI*, C. MULERT et L. LEMIEUX, édés., Springer Berlin Heidelberg, 2009, p. 19–38 (cf. p. 32, 34).
- [81] F. DE VICO FALLANI, V. NICOSIA, R. SINATRA, L. ASTOLFI, F. CINCOTTI, D. MATTIA, C. WILKE, A. DOUD, V. LATORA, B. HE et F. BABILONI, « Defecting or Not Defecting : How to "Read" Human Behavior during Cooperative Games by EEG Measurements », *PLoS ONE*, t. 5, n° 12, e14187, déc. 2010 (cf. p. 13, 27).
- [82] A. DELORME, T. MULLEN, C. KOTHE, Z. AKALIN ACAR, N. BIGDELY-SHAMLO, A. VANKOV et S. MAKEIG, « EEGLAB, SIFT, NFT, BCILAB, and ERICA : New Tools for Advanced EEG Processing », *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2011 (cf. p. 19).
- [83] A. DELORME, J. PALMER, J. ONTON, R. OOSTENVELD et S. MAKEIG, « Independent EEG Sources Are Dipolar », *PLOS ONE*, t. 7, n° 2, e30135, fév. 2012 (cf. p. 35, 50).

- [84] M. DEVANNE, H. WANNOUS, S. BERRETTI, P. PALA, M. DAOUDI et A. D. BIMBO, « 3-D Human Action Recognition by Shape Analysis of Motion Trajectories on Riemannian Manifold », *IEEE Transactions on Cybernetics*, t. 45, n° 7, p. 1340–1352, juil. 2015 (cf. p. 45).
- [85] F. DI RIENZO, C. COLLET, N. HOYEK et A. GUILLOT, « Selective Effect of Physical Fatigue on Motor Imagery Accuracy », *PLoS ONE*, t. 7, n° 10, oct. 2012 (cf. p. 22).
- [86] A. O. DIACONESCU, C. MATHYS, L. A. E. WEBER, J. DAUNIZEAU, L. KASPER, E. I. LOMAKINA, E. FEHR et K. E. STEPHAN, « Inferring on the Intentions of Others by Hierarchical Bayesian Learning », *PLOS Computational Biology*, t. 10, n° 9, e1003810, sept. 2014 (cf. p. 4, 18).
- [87] L. DUAN, W.-J. LIU, R.-N. DAI, R. LI, C.-M. LU, Y.-X. HUANG et C.-Z. ZHU, « Cross-Brain Neurofeedback : Scientific Concept and Experimental Platform », *PLoS ONE*, t. 8, n° 5, e64590, mai 2013 (cf. p. 15, 30).
- [88] T. D. DUANE et T. BEHRENDT, « Extrasensory Electroencephalographic Induction between Identical Twins », *Science (New York, N.Y.)*, t. 150, n° 3694, p. 367, oct. 1965 (cf. p. 9, 18).
- [89] R. O. DUDA, P. E. HART et D. G. STORK, *Pattern Classification*. John Wiley & Sons, 2012 (cf. p. 42).
- [90] G. DUMAS, G. C. de GUZMAN, E. TOGNOLI et J. A. S. KELSO, « The Human Dynamic Clamp as a Paradigm for Social Interaction », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, t. 111, n° 35, E3726–E3734, fév. 2014 (cf. p. 13, 15).
- [91] G. DUMAS, J. A. S. KELSO et J. NADEL, « Tackling the Social Cognition Paradox through Multi-Scale Approaches », *Cognitive Science*, t. 5, p. 882, 2014 (cf. p. 13).
- [92] G. DUMAS, J. NADEL, R. SOUSSIGNAN, J. MARTINERIE et L. GARNERO, « Inter-Brain Synchronization during Social Interaction », *PLoS ONE*, t. 5, n° 8, e12166, août 2010 (cf. p. 13, 14, 17, 26).
- [93] L. ERSLAND, G. ROSÉN, A. LUNDERVOLD, A. I. SMIEVOLL, T. TILLUNG, H. SUNDBERG et OTHERS, « Phantom Limb Imaginary Fingertapping Causes Primary Motor Cortex Activation : An fMRI Study », *Neuroreport*, t. 8, n° 1, p. 207–210, 1996 (cf. p. 29).
- [94] J. J. FARIA, S. KRAUSE et J. KRAUSE, « Collective Behavior in Road Crossing Pedestrians : The Role of Social Information », *Behavioral Ecology*, t. 21, n° 6, p. 1236–1242, nov. 2010 (cf. p. 17).
- [95] L. A. FARWELL et E. DONCHIN, « Talking off the Top of Your Head : Toward a Mental Prosthesis Utilizing Event-Related Brain Potentials », *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, t. 70, n° 6, p. 510–523, déc. 1988 (cf. p. 54, 58).
- [96] A. FLACK, B. PETTIT, R. FREEMAN, T. GUILFORD et D. BIRO, « What Are Leaders Made of? The Role of Individual Experience in Determining Leader–follower Relations in Homing Pigeons », *Animal Behaviour*, t. 83, n° 3, p. 703–709, mar. 2012 (cf. p. 18).

- [97] P. T. FLETCHER et S. JOSHI, « Principal Geodesic Analysis on Symmetric Spaces : Statistics of Diffusion Tensors », in *Computer Vision and Mathematical Methods in Medical and Biomedical Image Analysis*, sér. Lecture Notes in Computer Science, M. SONKA, I. A. KAKADIARIS et J. KYBIC, édés., Springer Berlin Heidelberg, 2004, p. 87–98 (cf. p. 44).
- [98] C. D. FRITH et U. FRITH, « Interacting Minds—a Biological Basis », *Science (New York, N.Y.)*, t. 286, n° 5445, p. 1692–1695, nov. 1999 (cf. p. 5).
- [99] U. FRITH et C. FRITH, « The Social Brain : Allowing Humans to Boldly Go Where No Other Species Has Been », *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B : Biological Sciences*, t. 365, n° 1537, p. 165–176, jan. 2010 (cf. p. 4, 5).
- [100] K. FUKUNAGA, *Introduction to Statistical Pattern Recognition (2Nd Ed.)* San Diego, CA, USA : Academic Press Professional, Inc., 1990 (cf. p. 39, 42).
- [101] A. FURDEA, S. HALDER, D. J. KRUSIENSKI, D. BROSS, F. NIJBOER, N. BIRBAUMER et A. KÜBLER, « An Auditory Oddball (P300) Spelling System for Brain-Computer Interfaces », *Psychophysiology*, t. 46, n° 3, p. 617–625, mai 2009 (cf. p. 54).
- [102] R. FUSAROLI et K. TYLÉN, « Investigating Conversational Dynamics : Interactive Alignment, Interpersonal Synergy, and Collective Task Performance », *Cognitive Science*, t. 40, n° 1, p. 145–171, jan. 2016 (cf. p. 18).
- [103] V. GALLESE et A. GOLDMAN, « Mirror Neurons and the Simulation Theory of Mind-Reading », *Trends in Cognitive Sciences*, t. 2, n° 12, p. 493–501, déc. 1998 (cf. p. 8).
- [104] N. T. H. GAYRAUD, A. RAKOTOMAMONJY et M. CLERC, « Optimal Transport Applied to Transfer Learning For P300 Detection », sept. 2017, p. 6 (cf. p. 46).
- [105] K. GÖRGEN, M. SCHULTZE-KRAFT, J.-D. HAYNES et B. BLANKERTZ, « Cooperating Brains : Dual-BCI as a New Paradigm to Investigate Brain-to-Brain Coupling », in *Proceedings of the Fifth International Brain-Computer Interface Meeting 2013*, Pacific Grove, CA, United States, 2013 (cf. p. 20, 22).
- [106] C. GOUY-PAILLER, M. CONGEDO, C. BRUNNER, C. JUTTEN et G. PFURTSCHELLER, « Nonstationary Brain Source Separation for Multiclass Motor Imagery », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. 57, n° 2, p. 469–478, 2010 (cf. p. 51).
- [107] C. GUGER, B. Z. ALLISON, B. GROSSWINDHAGER, R. PRÜCKL, C. HINTERMÜLLER, C. KAPPELLER, M. BRUCKNER, G. KRAUSZ et G. EDLINGER, « How Many People Could Use an SSVEP BCI? », *Frontiers in Neuroscience*, t. 6, nov. 2012 (cf. p. 30).
- [108] L. GUIISO, P. SAPIENZA et L. ZINGALES, « Cultural Biases in Economic Exchange? », *The Quarterly Journal of Economics*, t. 124, n° 3, p. 1095–1131, août 2009 (cf. p. 11).
- [109] H. GÜRKÖK, « Mind the Sheep! User Experience Evaluation & Brain-Computer Interface Games », PhD Thesis, University of Twente, 2012 (cf. p. 20, 30).
- [110] H. GÜRKÖK, A. NIJHOLT, M. POEL et M. OBBINK, « Evaluating a Multi-Player Brain-computer Interface Game : Challenge versus Co-Experience », *Entertainment Computing*, t. 4, n° 3, p. 195–203, août 2013 (cf. p. 22, 30).

- [111] R. HARI, L. HENRIKSSON, S. MALINEN et L. PARKKONEN, « Centrality of Social Interaction in Human Brain Function », *Neuron*, t. 88, n° 1, p. 181–193, oct. 2015 (cf. p. 4).
- [112] R. HARI et M. V. KUJALA, « Brain Basis of Human Social Interaction : From Concepts to Brain Imaging », *Physiological Reviews*, t. 89, n° 2, p. 453–479, jan. 2009 (cf. p. 4, 5, 15).
- [113] U. HASSON, J. CHEN et C. J. HONEY, « Hierarchical Process Memory : Memory as an Integral Component of Information Processing », *Trends in Cognitive Sciences*, t. 19, n° 6, p. 304–313, juin 2015 (cf. p. 15).
- [114] U. HASSON et C. D. FRITH, « Mirroring and beyond : Coupled Dynamics as a Generalized Framework for Modelling Social Interactions », *Phil. Trans. R. Soc. B*, t. 371, n° 1693, p. 20 150 366, mai 2016 (cf. p. 15, 17).
- [115] U. HASSON, O. FURMAN, D. CLARK, Y. DUDAI et L. DAVACHI, « Enhanced Intersubject Correlations during Movie Viewing Correlate with Successful Episodic Encoding », *Neuron*, t. 57, n° 3, p. 452–462, fév. 2008 (cf. p. 9, 15, 26).
- [116] U. HASSON, A. A. GHAZANFAR, B. GALANTUCCI, S. GARROD et C. KEYSERS, « Brain-to-Brain Coupling : A Mechanism for Creating and Sharing a Social World », *Trends in Cognitive Sciences*, t. 16, n° 2, p. 114–121, fév. 2012 (cf. p. 8, 15).
- [117] U. HASSON, Y. NIR, I. LEVY, G. FUHRMANN et R. MALACH, « Intersubject Synchronization of Cortical Activity During Natural Vision », *Science*, t. 303, n° 5664, p. 1634–1640, déc. 2004 (cf. p. 7–9, 15).
- [118] C. S. HERRMANN, « Human EEG Responses to 1-100 Hz Flicker : Resonance Phenomena in Visual Cortex and Their Potential Correlation to Cognitive Phenomena », *Experimental Brain Research*, t. 137, n° 3-4, p. 346–353, avr. 2001 (cf. p. 30).
- [119] T. HILTUNEN, J. KANTOLA, A. ABOU ELSEOUD, P. LEPOLA, K. SUOMINEN, T. STARCK, J. NIKKINEN, J. REMES, O. TERVONEN, S. PALVA, V. KIVINIEMI et J. M. PALVA, « Infra-Slow EEG Fluctuations Are Correlated with Resting-State Network Dynamics in fMRI », *The Journal of Neuroscience : The Official Journal of the Society for Neuroscience*, t. 34, n° 2, p. 356–362, jan. 2014 (cf. p. 34).
- [120] M. A. HOFMAN, « Evolution of the Human Brain : When Bigger Is Better », *Frontiers in Neuroanatomy*, t. 8, mar. 2014 (cf. p. 3).
- [121] J. HÖHNE, M. SCHREUDER, B. BLANKERTZ et M. TANGERMANN, « A Novel 9-Class Auditory ERP Paradigm Driving a Predictive Text Entry System », *Frontiers in Neuroscience*, t. 5, p. 99, 2011 (cf. p. 31).
- [122] L. HOLPER, F. SCHOLKMANN et M. WOLF, « Between-Brain Connectivity during Imitation Measured by fNIRS », *NeuroImage*, t. 63, n° 1, p. 212–222, oct. 2012 (cf. p. 19).
- [123] H.-J. HWANG, K. KWON et C.-H. IM, « Neurofeedback-Based Motor Imagery Training for Brain-computer Interface (BCI) », *Journal of Neuroscience Methods*, t. 179, n° 1, p. 150–156, avr. 2009 (cf. p. 22).

- [124] J. INTRILIGATOR et J. POLICH, « On the Relationship between EEG and ERP Variability », *International Journal of Psychophysiology*, t. 20, n° 1, p. 59–74, 1995 (cf. p. 32).
- [125] I. P. JÄÄSKELÄINEN, K. KOSKENTALO, M. H. BALK, T. AUTTI, J. KAURAMÄKI, C. POMREN et M. SAMS, « Inter-Subject Synchronization of Prefrontal Cortex Hemodynamic Activity During Natural Viewing », *The Open Neuroimaging Journal*, t. 2, p. 14–19, avr. 2008 (cf. p. 9).
- [126] N. JAUSOVEC et K. JAUSOVEC, « Correlations between ERP Parameters and Intelligence : A Reconsideration », *Biological Psychology*, t. 55, n° 2, p. 137–154, déc. 2000 (cf. p. 32).
- [127] O. JENSEN, J. GELFAND, J. KOUNIOS et J. E. LISMAN, « Oscillations in the Alpha Band (9–12 Hz) Increase with Memory Load during Retention in a Short-Term Memory Task », *Cerebral Cortex*, t. 12, n° 8, p. 877–882, août 2002 (cf. p. 34).
- [128] Y. W. JEON et J. POLICH, « P3a from a Passive Visual Stimulus Task », *Clinical Neurophysiology : Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, t. 112, n° 12, p. 2202–2208, déc. 2001 (cf. p. 61).
- [129] C. JEUNET, E. JAHANPOUR et F. LOTTE, « Why Standard Brain-Computer Interface (BCI) Training Protocols Should Be Changed : An Experimental Study », *Journal of neural engineering*, t. 13, n° 3, p. 036 024, 2016 (cf. p. 22, 29, 31).
- [130] C. JEUNET, B. N'KAOUA, S. SUBRAMANIAN, M. HACHET et F. LOTTE, « Predicting Mental Imagery-Based BCI Performance from Personality, Cognitive Profile and Neurophysiological Patterns », *PLoS ONE*, t. 10, n° 12, e0143962, 2015 (cf. p. 22, 29, 31).
- [131] V. JURCAK, D. TSUZUKI et I. DAN, « 10/20, 10/10, and 10/5 Systems Revisited : Their Validity as Relative Head-Surface-Based Positioning Systems », *NeuroImage*, t. 34, n° 4, p. 1600–1611, fév. 2007 (cf. p. 34, 61).
- [132] C. JUTTEN et P. COMON, « Introduction », in *Handbook of Blind Source Separation*, Oxford : Academic Press, 2010, p. 1–22 (cf. p. 110).
- [133] C. JUTTEN et J. HERAULT, « Blind Separation of Sources, Part I : An Adaptive Algorithm Based on Neuromimetic Architecture », *Signal Processing*, t. 24, n° 1, p. 1–10, juil. 1991 (cf. p. 48, 50).
- [134] M. KAMIŃSKI, M. DING, W. A. TRUCCOLO et S. L. BRESSLER, « Evaluating Causal Relations in Neural Systems : Granger Causality, Directed Transfer Function and Statistical Assessment of Significance », *Biological Cybernetics*, t. 85, n° 2, p. 145–157, août 2001 (cf. p. 19).
- [135] H. KARCHER, « Riemannian Center of Mass and Mollifier Smoothing », *Communications on Pure and Applied Mathematics*, t. 30, n° 5, p. 509–541, sept. 1977 (cf. p. 160).
- [136] J.-P. KAUPPI, I. P. JÄÄSKELÄINEN, M. SAMS, J. TOHKA, J.-P. KAUPPI, I. P. JÄÄSKELÄINEN, M. SAMS et J. TOHKA, « Inter-Subject Correlation of Brain Hemodynamic Responses during Watching a Movie : Localization in Space and Frequency », *Frontiers in Neuroinformatics*, t. 4, p. 5, 2010 (cf. p. 9).

- [137] M. KAWASAKI, Y. YAMADA, Y. USHIKU, E. MIYAUCHI et Y. YAMAGUCHI, « Inter-Brain Synchronization during Coordination of Speech Rhythm in Human-to-Human Social Interaction », *Scientific Reports*, t. 3, avr. 2013 (cf. p. 12, 26).
- [138] P.-J. KINDERMANS, M. SCHREUDER, B. SCHRAUWEN, K.-R. MÜLLER et M. TANGERMANN, « True Zero-Training Brain-Computer Interfacing – An Online Study », *PLoS ONE*, t. 9, n° 7, e102504, juil. 2014 (cf. p. 42).
- [139] B. KING-CASAS, D. TOMLIN, C. ANEN, C. F. CAMERER, S. R. QUARTZ et P. R. MONTAGUE, « Getting to Know You : Reputation and Trust in a Two-Person Economic Exchange », *Science*, t. 308, n° 5718, p. 78–83, avr. 2005 (cf. p. 11).
- [140] A. KIRMAN, « The Economic Crisis Is a Crisis for Economic Theory », *CESifo Economic Studies*, t. 56, n° 4, p. 498–535, déc. 2010 (cf. p. 11).
- [141] S. KISHORE, M. GONZÁLEZ-FRANCO, C. HINTEMÜLLER, C. KAPPELLER, C. GUGGER, M. SLATER et K. J. BLOM, « Comparison of SSVEP BCI and Eye Tracking for Controlling a Humanoid Robot in a Social Environment », *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, t. 23, n° 3, p. 242–252, oct. 2014 (cf. p. 30).
- [142] S. C. KLEIH, F. NIJBOER, S. HALDER et A. KÜBLER, « Motivation Modulates the P300 Amplitude during Brain-Computer Interface Use », *Clinical Neurophysiology : Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, t. 121, n° 7, p. 1023–1031, juil. 2010 (cf. p. 22, 32).
- [143] T. KODAMA, S. MAKINO et T. M. RUTKOWSKI, « Tactile Brain-Computer Interface Using Classification of P300 Responses Evoked by Full Body Spatial Vibrotactile Stimuli », in *2016 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA)*, déc. 2016, p. 1–8 (cf. p. 31).
- [144] T. G. KOLDA et B. W. BADER, « Tensor Decompositions and Applications », *SIAM review*, t. 51, n° 3, p. 455–500, 2009 (cf. p. 96).
- [145] I. KONVALINKA et A. ROEPSTORFF, « The Two-Brain Approach : How Can Mutually Interacting Brains Teach Us Something about Social Interaction ? », *Frontiers in Human Neuroscience*, t. 6, p. 215, 2012 (cf. p. 26).
- [146] L. KORCZOWSKI, M. CONGEDO et C. JUTTEN, « Single-Trial Classification of Multi-User P300-Based Brain-Computer Interface Using Riemannian Geometry », in *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, août 2015, p. 1769–1772 (cf. p. 20, 54, 76).
- [147] L. KORCZOWSKI, A. BARACHANT, A. ANDREEV, C. JUTTEN et M. CONGEDO, « "Brain Invaders 2" : An Open Source Plug & Play Multi-User BCI Videogame », in *6th International Brain-Computer Interface Meeting*, Pacific Grove, CA, United States : BCI Society, mai 2016, p. 224 (cf. p. 54).
- [148] L. KORCZOWSKI, F. BOUCHARD, C. JUTTEN et M. CONGEDO, « Mining the Bilinear Structure of Data with Approximate Joint Diagonalization », in *2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2016)*, Budapest, Hungary, août 2016 (cf. p. 94).
- [149] K. KULL, « Umwelt and Modelling », *The Routledge companion to semiotics*, p. 43–56, 2010 (cf. p. 4).

- [150] J.-P. LACHAUX, E. RODRIGUEZ, J. MARTINERIE et F. J. VARELA, « Measuring Phase Synchrony in Brain Signals », *Human Brain Mapping*, t. 8, n° 4, p. 194–208, jan. 1999 (cf. p. 19, 26).
- [151] E. LALO, T. GILBERTSON, L. DOYLE, V. DI LAZZARO, B. CIONI et P. BROWN, « Phasic Increases in Cortical Beta Activity Are Associated with Alterations in Sensory Processing in the Human », *Experimental Brain Research*, t. 177, n° 1, p. 137–145, fév. 2007 (cf. p. 34).
- [152] O. LEDOIT et M. WOLF, « A Well-Conditioned Estimator for Large-Dimensional Covariance Matrices », *Journal of Multivariate Analysis*, t. 88, n° 2, p. 365–411, fév. 2004 (cf. p. 159).
- [153] R. LEEB, F. LEE, C. KEINRATH, R. SCHERER, H. BISCHOF et G. PFURTSCHELLER, « Brain-Computer Communication : Motivation, Aim, and Impact of Exploring a Virtual Apartment », *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, t. 15, n° 4, p. 473–482, déc. 2007 (cf. p. 29).
- [154] Y. LI, K. M. WONG et H. DEBRUIN, « EEG Signal Classification Based on a Riemannian Distance Measure », in *Science and Technology for Humanity (TIC-STH), 2009 IEEE Toronto International Conference*, sept. 2009, p. 268–273 (cf. p. 46).
- [155] U. LINDENBERGER, S.-C. LI, W. GRUBER et V. MÜLLER, « Brains Swinging in Concert : Cortical Phase Synchronization While Playing Guitar », *BMC Neuroscience*, t. 10, n° 1, p. 22, mar. 2009 (cf. p. 13).
- [156] G. LIO et P. BOULINGUEZ, « Greater Robustness of Second Order Statistics than Higher Order Statistics Algorithms to Distortions of the Mixing Matrix in Blind Source Separation of Human EEG : Implications for Single-Subject and Group Analyses », *NeuroImage*, t. 67, p. 137–152, fév. 2013 (cf. p. 51).
- [157] T. LIU et M. PELOWSKI, « Clarifying the Interaction Types in Two-Person Neuroscience Research », *Frontiers in Human Neuroscience*, t. 8, p. 276, 2014 (cf. p. 5, 15, 27–29).
- [158] T. LIU, H. SAITO et M. OI, « Role of the Right Inferior Frontal Gyrus in Turn-Based Cooperation and Competition : A near-Infrared Spectroscopy Study », *Brain and Cognition*, t. 99, p. 17–23, oct. 2015 (cf. p. 27).
- [159] F. LOTTE, L. BOUGRAIN, A. CICHOCKI, M. CLERC, M. CONGEDO, A. RAKOTOMAMONJY et F. YGER, « A Review of Classification Algorithms for EEG-Based Brain-Computer Interfaces : A 10 Year Update », *Journal of Neural Engineering*, t. 15, n° 3, p. 031005, juin 2018 (cf. p. 132).
- [160] F. LOTTE, M. CONGEDO, A. LÉCUYER, F. LAMARCHE et B. ARNALDI, « A Review of Classification Algorithms for EEG-Based Brain-computer Interfaces », *Journal of Neural Engineering*, t. 4, n° 2, R1, 2007 (cf. p. 32, 38, 40, 42, 125, 126).
- [161] F. LOTTE et C. GUAN, « Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs : Unified Theory and New Algorithms », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. 58, n° 2, p. 355–362, fév. 2011 (cf. p. 159).

- [162] E. M. MACPHAIL et J. J. BOLHUIS, « The Evolution of Intelligence : Adaptive Specializations versus General Process », *Biological Reviews of the Cambridge Philosophical Society*, t. 76, n° 03, p. 341–364, 2001 (cf. p. 3).
- [163] S. MAKEIG, M. WESTERFIELD, T.-P. JUNG, S. ENGHOFF, J. TOWNSEND, E. COURCHESNE et T. J. SEJNOWSKI, « Dynamic Brain Sources of Visual Evoked Responses », *Science*, t. 295, n° 5555, p. 690–694, 2002 (cf. p. 110).
- [164] S. MAKEIG, S. DEBENER, J. ONTON et A. DELORME, « Mining Event-Related Brain Dynamics », *Trends in cognitive sciences*, t. 8, n° 5, p. 204–210, 2004 (cf. p. 35, 110).
- [165] S. MAKEIG, T.-P. JUNG, A. J. BELL, D. GHAREMANI et T. J. SEJNOWSKI, « Blind Separation of Auditory Event-Related Brain Responses into Independent Components », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, t. 94, n° 20, p. 10 979–10 984, sept. 1997 (cf. p. 110).
- [166] S. MAKEIG et J. ONTON, « ERP Features and EEG Dynamics : An ICA Perspective », *Oxford handbook of event-related potential components*, 2011 (cf. p. 37, 113).
- [167] W. J. MARSHALL, C. L. LACKNER, P. MARRIOTT, D. L. SANTESSO et S. J. SEGALOWITZ, « Using Phase Shift Granger Causality to Measure Directed Connectivity in EEG Recordings », *Brain Connectivity*, t. 4, n° 10, p. 826–841, déc. 2014 (cf. p. 26).
- [168] S. G. MASON et G. E. BIRCH, « A Brain-Controlled Switch for Asynchronous Control Applications », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. 47, n° 10, p. 1297–1307, oct. 2000 (cf. p. 31).
- [169] A. MATRAN-FERNANDEZ et R. POLI, « Collaborative Brain-Computer Interfaces for Target Localisation in Rapid Serial Visual Presentation », in *Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEECE), 2014 6th*, sept. 2014, p. 127–132 (cf. p. 20, 137).
- [170] A. MATRAN-FERNANDEZ et R. POLI, « Towards the Automated Localisation of Targets in Rapid Image-Sifting by Collaborative Brain-Computer Interfaces », *PLOS ONE*, t. 12, n° 5, e0178498, mai 2017 (cf. p. 126, 133).
- [171] K. MATSUOKA, M. OHOYA et M. KAWAMOTO, « A Neural Net for Blind Separation of Nonstationary Signals », *Neural Networks*, t. 8, n° 3, p. 411–419, 1995 (cf. p. 51).
- [172] V. MAURANDI et E. MOREAU, « A Decoupled Jacobi-Like Algorithm for Non-Unitary Joint Diagonalization of Complex-Valued Matrices », *IEEE Signal Processing Letters*, t. 21, n° 12, p. 1453–1456, déc. 2014 (cf. p. 100).
- [173] ———, « Fast Jacobi Algorithm for Non-Orthogonal Joint Diagonalization of Non-Symmetric Third-Order Tensors », in *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2015 23rd European*, août 2015, p. 1311–1315 (cf. p. 100).
- [174] n. MOLGEDEY et n. SCHUSTER, « Separation of a Mixture of Independent Signals Using Time Delayed Correlations », *Physical Review Letters*, t. 72, n° 23, p. 3634–3637, juin 1994 (cf. p. 50, 51).

- [175] P. R. MONTAGUE, G. S. BERNS, J. D. COHEN, S. M. MCCLURE, G. PAGNONI, M. DHAMALA, M. C. WIEST, I. KARPOV, R. D. KING, N. APPLE et R. E. FISHER, « Hyperscanning : Simultaneous fMRI during Linked Social Interactions », *NeuroImage*, t. 16, n° 4, p. 1159–1164, août 2002 (cf. p. 6, 9, 10).
- [176] E. MOREAU et O. MACCHI, « A One Stage Self-Adaptive Algorithm for Source Separation », mai 1994, III/49–III/52 vol.3 (cf. p. 102).
- [177] V. MÜLLER et U. LINDENBERGER, « Hyper-Brain Networks Support Romantic Kissing in Humans », *PLoS ONE*, t. 9, n° 11, e112080, nov. 2014 (cf. p. 19).
- [178] C. S. NAM, A. NIJHOLT et F. LOTTE, *Brain-Computer Interfaces Handbook : Technological and Theoretical Advances*. CRC Press, jan. 2018 (cf. p. 20).
- [179] C. NEUPER et G. PFURTSCHELLER, « Neurofeedback Training for BCI Control », in *Brain-Computer Interfaces*, sér. The Frontiers Collection, B. GRAIMANN, G. PFURTSCHELLER et B. ALLISON, édés., Springer Berlin Heidelberg, 2010, p. 65–78 (cf. p. 22, 31).
- [180] E. NIEDERMEYER et F. L. DA SILVA, *Electroencephalography : Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 2005 (cf. p. 32, 34).
- [181] A. NIJHOLT, « Towards Multimodal, Multi-Party, and Social Brain-Computer Interfacing », in *Intelligent Technologies for Interactive Entertainment*, sér. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering 78, A. CAMURRI et C. COSTA, édés., Springer Berlin Heidelberg, mai 2011, p. 12–17 (cf. p. 82).
- [182] ———, « Competing and Collaborating Brains : Multi-Brain Computer Interfacing », in *Brain-Computer Interfaces*, sér. Intelligent Systems Reference Library 74, A. E. HASSANIEN et A. T. AZAR, édés., Springer International Publishing, 2015, p. 313–335 (cf. p. 20, 27, 31, 78, 82).
- [183] A. NIJHOLT et H. GÜRKÖK, « Multi-Brain Games : Cooperation and Competition », in *Universal Access in Human-Computer Interaction. Design Methods, Tools, and Interaction Techniques for eInclusion*, sér. Lecture Notes in Computer Science 8009, C. STEPHANIDIS et M. ANTONA, édés., Springer Berlin Heidelberg, juil. 2013, p. 652–661 (cf. p. 20, 82).
- [184] A. NIJHOLT et M. POEL, « Multi-Brain BCI : Characteristics and Social Interactions », in *International Conference on Augmented Cognition*, Springer, 2016, p. 79–90 (cf. p. 20, 22, 31, 63, 82).
- [185] A. NIJHOLT, B. REUDERINK et D. O. BOS, « Turning Shortcomings into Challenges : Brain-Computer Interfaces for Games », in *Intelligent Technologies for Interactive Entertainment*, sér. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering 9, A. NIJHOLT, D. REID-SMA et H. HONDORP, édés., Springer Berlin Heidelberg, 2009, p. 153–168 (cf. p. 20, 82).
- [186] M. NIKNAZAR, H. BECKER, B. RIVET, C. JUTTEN et P. COMON, « Blind Source Separation of Underdetermined Mixtures of Event-Related Sources », *Signal Processing*, t. 101, p. 52–64, août 2014 (cf. p. 96, 110).

- [187] L. NUMMENMAA, H. SAARIMÄKI, E. GLERAN, A. GOTSPOULOS, I. P. JÄÄSKELÄINEN, R. HARI et M. SAMS, « Emotional Speech Synchronizes Brains across Listeners and Engages Large-Scale Dynamic Brain Networks », *NeuroImage*, t. 102, Part 2, p. 498–509, nov. 2014 (cf. p. 17).
- [188] P. L. NUNEZ et R. SRINIVASAN, *Electric Fields of the Brain : The Neurophysics of EEG*. Oxford University Press, USA, 2006 (cf. p. 32–34).
- [189] M. R. NUWER, G. COMI, R. EMERSON, A. FUGLSANG-FREDERIKSEN, J.-M. GUÉRIT, H. HINRICHS, A. IKEDA, F. J. C. LUCCAS et P. RAPPELSBURGER, « IFCN Standards for Digital Recording of Clinical EEG », *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, t. 106, n° 3, p. 259–261, 1998 (cf. p. 34).
- [190] D. NUZILLARD et J.-M. NUZILLARD, « Second-Order Blind Source Separation in the Fourier Space of Data », *Signal Processing*, t. 83, n° 3, p. 627–631, mar. 2003 (cf. p. 48, 51).
- [191] M. OBBINK, H. GÜRKÖK, D. P.-O. BOS, G. HAKVOORT, M. POEL et A. NIJHOLT, « Social Interaction in a Cooperative Brain-Computer Interface Game », in *Intelligent Technologies for Interactive Entertainment*, sér. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering 78, A. CAMURRI et C. COSTA, édés., Springer Berlin Heidelberg, mai 2011, p. 183–192 (cf. p. 20).
- [192] R. C. PANICKER, S. PUTHUSSERYPADY et Y. SUN, « An Asynchronous P300 BCI With SSVEP-Based Control State Detection », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. 58, n° 6, p. 1781–1788, juin 2011 (cf. p. 31).
- [193] R. D. PASCUAL-MARQUI, « Discrete, 3D Distributed, Linear Imaging Methods of Electric Neuronal Activity. Part 1 : Exact, Zero Error Localization », *arXiv :0710.3341 [math-ph, physics :physics, q-bio]*, oct. 2007 (cf. p. 120).
- [194] —, « Instantaneous and Lagged Measurements of Linear and Nonlinear Dependence between Groups of Multivariate Time Series : Frequency Decomposition », *arXiv :0711.1455 [stat]*, nov. 2007 (cf. p. 26).
- [195] X. PENNEC, P. FILLARD et N. AYACHE, « A Riemannian Framework for Tensor Computing », *International Journal of Computer Vision*, t. 66, n° 1, p. 41–66, jan. 2006 (cf. p. 161).
- [196] U. J. PFEIFFER, L. SCHILBACH, B. TIMMERMANS, B. KUZMANOVIC, A. L. GEORGESCU, G. BENTE et K. VOGLEY, « Why We Interact : On the Functional Role of the Striatum in the Subjective Experience of Social Interaction », *NeuroImage*, t. 101, p. 124–137, nov. 2014 (cf. p. 4).
- [197] G. PFURTSCHELLER, C. NEUPER, D. FLOTZINGER et M. PREGENZER, « EEG-Based Discrimination between Imagination of Right and Left Hand Movement », *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, t. 103, n° 6, p. 642–651, déc. 1997 (cf. p. 20).
- [198] D. PHAM, « Joint Approximate Diagonalization of Positive Definite Hermitian Matrices », *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, t. 22, n° 4, p. 1136–1152, jan. 2001 (cf. p. 50, 97).
- [199] D.-T. PHAM et J. F. CARDOSO, « Blind Separation of Instantaneous Mixtures of Nonstationary Sources », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 49, n° 9, p. 1837–1848, sept. 2001 (cf. p. 51).

- [200] T. W. PICTON, « The P300 Wave of the Human Event-Related Potential », *Journal of Clinical Neurophysiology : Official Publication of the American Electroencephalographic Society*, t. 9, n° 4, p. 456–479, oct. 1992 (cf. p. 30).
- [201] R. POLI, C. CINEL, A. MATRAN-FERNANDEZ, F. SEPULVEDA et A. STOICA, « Towards Cooperative Brain-Computer Interfaces for Space Navigation », in *Proceedings of the 2013 International Conference on Intelligent User Interfaces*, sér. IUI '13, New York, NY, USA : ACM, 2013, p. 149–160 (cf. p. 20, 80).
- [202] R. POLI, D. VALERIANI et C. CINEL, « Collaborative Brain-Computer Interface for Aiding Decision-Making », *PLOS ONE*, t. 9, n° 7, e102693, juil. 2014 (cf. p. 20).
- [203] J. POLICH, « Bifurcated P300 Peaks : P3a and P3b Revisited ? », *Journal of Clinical Neurophysiology : Official Publication of the American Electroencephalographic Society*, t. 5, n° 3, p. 287–294, juil. 1988 (cf. p. 61).
- [204] J. POLICH, « Updating P300 : An Integrative Theory of P3a and P3b », *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, t. 118, n° 10, p. 2128–2148, oct. 2007 (cf. p. 30, 32, 59, 61, 77, 78, 82, 98, 120).
- [205] H. RAMOSER, J. MULLER-GERKING et G. PFURTSCHELLER, « Optimal Spatial Filtering of Single Trial EEG during Imagined Hand Movement », *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, t. 8, n° 4, p. 441–446, déc. 2000 (cf. p. 39).
- [206] A. T. READER et N. P. HOLMES, « Examining Ecological Validity in Social Interaction : Problems of Visual Fidelity, Gaze, and Social Potential », *Culture and Brain*, p. 1–13, sept. 2016 (cf. p. 26).
- [207] E. REDCAY, D. DODELL-FEDER, M. J. PEARROW, P. L. MAVROS, M. KLEINER, J. D. E. GABRIELI et R. SAXE, « Live Face-to-Face Interaction during fMRI : A New Tool for Social Cognitive Neuroscience », *NeuroImage*, t. 50, n° 4, p. 1639–1647, mai 2010 (cf. p. 9, 26).
- [208] D. REGAN, *Human Brain Electrophysiology : Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine*. Elsevier, 1989 (cf. p. 30).
- [209] Y. RENARD, F. LOTTE, G. GIBERT, M. CONGEDO, E. MABY, V. DELANNOY, O. BERTRAND et A. LÉCUYER, « OpenViBE : An Open-Source Software Platform to Design, Test, and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments », *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, t. 19, n° 1, p. 35–53, fév. 2010 (cf. p. 61, 68, 73).
- [210] G. RIZZOLATTI et L. CRAIGHERO, « The Mirror-Neuron System », *Annu. Rev. Neurosci.*, t. 27, p. 169–192, 2004 (cf. p. 8).
- [211] G. RIZZOLATTI, L. FADIGA, V. GALLESE et L. FOGASSI, « Premotor Cortex and the Recognition of Motor Actions », *Cognitive Brain Research*, Mental representations of motor acts, t. 3, n° 2, p. 131–141, mar. 1996 (cf. p. 7).
- [212] P. L. C. RODRIGUEZ, F. BOUCHARD, M. CONGEDO et C. JUTTEN, « Dimensionality Reduction for BCI Classification Using Riemannian Geometry », in *7th Graz Brain-Computer Interface Conference 2017*, Graz, Austria, sept. 2017 (cf. p. 90).
- [213] P. L. C. RODRIGUEZ, C. JUTTEN et M. CONGEDO, « Riemannian Procrustes Analysis : Transfer Learning for Brain Computer Interfaces », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018 (cf. p. 90).

- [214] G. ROTH et U. DICKE, « Evolution of the Brain and Intelligence in Primates », *Prog. Brain Res.*, t. 195, p. 413–430, 2012 (cf. p. 3).
- [215] D. SAMSON, I. A. APPERLY, J. J. BRAITHWAITE, B. J. ANDREWS et S. E. BODLEY SCOTT, « Seeing It Their Way : Evidence for Rapid and Involuntary Computation of What Other People See », *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*, t. 36, n° 5, p. 1255, 2010 (cf. p. 4, 5).
- [216] J. SARVAS, « Basic Mathematical and Electromagnetic Concepts of the Biomagnetic Inverse Problem », *Physics in medicine and biology*, t. 32, n° 1, p. 11, 1987 (cf. p. 34).
- [217] W. SCHULTZ, P. DAYAN et P. R. MONTAGUE, « A Neural Substrate of Prediction and Reward », *Science*, t. 275, n° 5306, p. 1593–1599, mar. 1997 (cf. p. 4).
- [218] A. K. SETH, K. SUZUKI et H. D. CRITCHLEY, « An Interoceptive Predictive Coding Model of Conscious Presence », *Frontiers in Psychology*, t. 2, 2012 (cf. p. 4).
- [219] L. SHI et T. L. GRIFFITHS, « Neural Implementation of Hierarchical Bayesian Inference by Importance Sampling », in *Advances in Neural Information Processing Systems 22*, Y. BENGIO, D. SCHUURMANS, J. D. LAFFERTY, C. K. I. WILLIAMS et A. CULOTTA, édés., Curran Associates, Inc., 2009, p. 1669–1677 (cf. p. 18).
- [220] J. C. SKEWES, L. SKEWES, J. MICHAEL et I. KONVALINKA, « Synchronised and Complementary Coordination Mechanisms in an Asymmetric Joint Aiming Task », *Experimental Brain Research*, t. 233, n° 2, p. 551–565, fév. 2015 (cf. p. 18).
- [221] L. SÖRNMO et P. LAGUNA, « Chapter 2 - The Electroencephalogram— A Brief Background », in *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*, sér. Biomedical Engineering, L. S. LAGUNA, éd., Burlington : Academic Press, 2005, p. 25–53 (cf. p. 113).
- [222] ———, « Chapter 5 - The Electromyogram », in *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*, sér. Biomedical Engineering, L. S. LAGUNA, éd., Burlington : Academic Press, 2005, p. 337–410 (cf. p. 113).
- [223] A. SOULOUMIAC, « Blind Source Detection and Separation Using Second Order Non-Stationarity », in *1995 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, t. 3, mai 1995, 1912–1915 vol.3 (cf. p. 51).
- [224] L. SPYROU, M. JING, S. SANEI et A. SUMICH, « Separation and Localisation of P300 Sources and Their Subcomponents Using Constrained Blind Source Separation », *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, t. 2007, n° 1, p. 082912, déc. 2006 (cf. p. 120).
- [225] N. K. SQUIRES, K. C. SQUIRES et S. A. HILLYARD, « Two Varieties of Long-Latency Positive Waves Evoked by Unpredictable Auditory Stimuli in Man », *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, t. 38, n° 4, p. 387–401, avr. 1975 (cf. p. 30, 54).
- [226] G. J. STEPHENS, L. J. SILBERT et U. HASSON, « Speaker–listener Neural Coupling Underlies Successful Communication », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, t. 107, n° 32, p. 14425–14430, oct. 2010 (cf. p. 17).

- [227] J. V. STONE, J. PORRILL, N. R. PORTER et I. D. WILKINSON, « Spatiotemporal Independent Component Analysis of Event-Related fMRI Data Using Skewed Probability Density Functions », *NeuroImage*, t. 15, n° 2, p. 407–421, fév. 2002 (cf. p. 96).
- [228] H. TAJFEL, *Social Identity and Intergroup Relations*. Cambridge University Press, 2010 (cf. p. 5, 27).
- [229] D. Y. TAKAHASHI, L. A. BACCAL et K. SAMESHIMA, « Connectivity Inference between Neural Structures via Partial Directed Coherence », *Journal of Applied Statistics*, t. 34, n° 10, p. 1259–1273, déc. 2007 (cf. p. 27).
- [230] S. C. TANAKA, K. SAMEJIMA, G. OKADA, K. UEDA, Y. OKAMOTO, S. YAMAWAKI et K. DOYA, « Brain Mechanism of Reward Prediction under Predictable and Unpredictable Environmental Dynamics », *Neural Networks, Neurobiology of Decision Making*, t. 19, n° 8, p. 1233–1241, oct. 2006 (cf. p. 4).
- [231] F. THEIS, P. GRUBER, I. KECK, A. MEYER-BASE et E. LANG, « Spatiotemporal Blind Source Separation Using Double-Sided Approximate Joint Diagonalization », in *Signal Processing Conference, 2005 13th European*, sept. 2005, p. 1–4 (cf. p. 96).
- [232] F. THEIS et Y. INOUE, « On the Use of Joint Diagonalization in Blind Signal Processing », in *2006 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2006. ISCAS 2006. Proceedings, 2006*, 4 pp.–3589 (cf. p. 51, 95).
- [233] P. TICHAVSKY et A. YEREDOR, « Fast Approximate Joint Diagonalization Incorporating Weight Matrices », *IEEE Transactions on Signal Processing*, t. 57, n° 3, p. 878–891, mar. 2009 (cf. p. 50).
- [234] E. TOGNOLI, J. LAGARDE, G. C. DEGUZMAN et J. A. S. KELSO, « The Phi Complex as a Neuromarker of Human Social Coordination », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, t. 104, n° 19, p. 8190–8195, août 2007 (cf. p. 13).
- [235] D. TOMLIN, M. A. KAYALI, B. KING-CASAS, C. ANEN, C. F. CAMERER, S. R. QUARTZ et P. R. MONTAGUE, « Agent-Specific Responses in the Cingulate Cortex During Economic Exchanges », *Science*, t. 312, n° 5776, p. 1047–1050, mai 2006 (cf. p. 11).
- [236] L. TONG, V. SOON, Y. HUANG et R. LIU, « AMUSE : A New Blind Identification Algorithm », in *IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 1990*, mai 1990, 1784–1787 vol.3 (cf. p. 50).
- [237] J. TOPPI, G. BORGHINI, M. PETTI, E. J. HE, V. D. GIUSTI, B. HE, L. ASTOLFI et F. BABILONI, « Investigating Cooperative Behavior in Ecological Settings : An EEG Hyperscanning Study », *PLOS ONE*, t. 11, n° 4, e0154236, avr. 2016 (cf. p. 27).
- [238] G. TOWNSEND, B. GRAIMANN et G. PFURTSCHELLER, « Continuous EEG Classification during Motor Imagery-Simulation of an Asynchronous BCI », *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, t. 12, n° 2, p. 258–265, juin 2004 (cf. p. 31).
- [239] O. TUZEL, F. PORIKLI et P. MEER, « Pedestrian Detection via Classification on Riemannian Manifolds », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, t. 30, n° 10, p. 1713–1727, oct. 2008 (cf. p. 45).

- [240] D. VALERIANI, R. POLI et C. CINEL, « A Collaborative Brain-Computer Interface for Improving Group Detection of Visual Targets in Complex Natural Environments », in *2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, avr. 2015, p. 25–28 (cf. p. 20, 80).
- [241] ———, « A Collaborative Brain-Computer Interface to Improve Human Performance in a Visual Search Task », in *2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, avr. 2015, p. 218–223 (cf. p. 20).
- [242] ———, « Enhancement of Group Perception via a Collaborative Brain-Computer Interface », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. 64, n° 6, p. 1238–1248, juin 2017 (cf. p. 20).
- [243] J. J. VIDAL, « Toward Direct Brain-Computer Communication », *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*, t. 2, p. 157–180, 1973 (cf. p. 20).
- [244] ———, « Real-Time Detection of Brain Events in EEG », *Proceedings of the IEEE*, t. 65, n° 5, p. 633–641, mai 1977 (cf. p. 20, 30).
- [245] C. VIDAURRE et B. BLANKERTZ, « Towards a Cure for BCI Illiteracy », *Brain Topography*, t. 23, n° 2, p. 194–198, juin 2010 (cf. p. 29).
- [246] Y. WANG et T.-P. JUNG, « A Collaborative Brain-Computer Interface for Improving Human Performance », *PLoS ONE*, t. 6, n° 5, e20422, mai 2011 (cf. p. 20, 80).
- [247] A. WIDMANN, E. SCHRÖGER et B. MAESS, « Digital Filter Design for Electrophysiological Data – a Practical Approach », *Journal of Neuroscience Methods*, août 2014 (cf. p. 110, 124).
- [248] S. M. WILSON, I. MOLNAR-SZAKACS et M. IACOBONI, « Beyond Superior Temporal Cortex : Intersubject Correlations in Narrative Speech Comprehension », *Cerebral Cortex*, t. 18, n° 1, p. 230–242, jan. 2008 (cf. p. 9).
- [249] J. WOLPAW et E. W. WOLPAW, *Brain-Computer Interfaces : Principles and Practice*. Oxford University Press, USA, jan. 2012 (cf. p. 23, 30, 31, 38, 61).
- [250] J. R. WOLPAW, N. BIRBAUMER, D. J. MCFARLAND, G. PFURTSCHELLER et T. M. VAUGHAN, « Brain-computer Interfaces for Communication and Control », *Clinical Neurophysiology*, t. 113, n° 6, p. 767–791, juin 2002 (cf. p. 19–21, 31, 38).
- [251] A. YEREDOR, « Blind Separation of Gaussian Sources with General Covariance Structures : Bounds and Optimal Estimation », *Signal Processing, IEEE Transactions on*, t. 58, n° 10, p. 5057–5068, 2010 (cf. p. 48).
- [252] Y. YESHURUN, S. SWANSON, J. CHEN, E. SIMONY, C. HONEY, P. C. LAZARIDI et U. HASSON, « How Does the Brain Represent Different Ways of Understanding the Same Story ? », 2014 (cf. p. 7).
- [253] P. YUAN, Y. WANG, X. GAO, T.-P. JUNG et S. GAO, « A Collaborative Brain-Computer Interface for Accelerating Human Decision Making », in *International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction*, Springer, 2013, p. 672–681 (cf. p. 20).
- [254] K. YUN, K. WATANABE et S. SHIMOJO, « Interpersonal Body and Neural Synchronization as a Marker of Implicit Social Interaction », *Scientific Reports*, t. 2, déc. 2012 (cf. p. 13, 14, 19).

-
- [255] J. ZAKI et K. OCHSNER, « The Need for a Cognitive Neuroscience of Naturalistic Social Cognition », *Annals of the New York Academy of Sciences*, t. 1167, n° 1, p. 16–30, juin 2009 (cf. p. 4, 9).
- [256] P. ZANINI, M. CONGEDO, C. JUTTEN, S. SAID et Y. BERTHOUMIEU, « Transfer Learning : A Riemannian Geometry Framework with Applications to Brain-Computer Interfaces », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. PP, n° 99, p. 1–1, 2017 (cf. p. 46, 90).
- [257] D. ZHU, J. BIEGER, G. G. MOLINA et R. M. AARTS, « A Survey of Stimulation Methods Used in SSVEP-Based BCIs », *Intell. Neuroscience*, t. 2010, 1 :1–1 :12, jan. 2010 (cf. p. 30).
- [258] K. ZILLES et K. AMUNTS, « Centenary of Brodmann’s Map—Conception and Fate », *Nature Reviews. Neuroscience*, t. 11, n° 2, p. 139–145, fév. 2010 (cf. p. 6).

Classification Riemannienne

On considère une variété Riemannienne munie d'une métrique naturelle pour les matrices symétriques définies positives, l'information de Fisher (FIM). La majorité des résultats ci-dessous peuvent être retrouvés dans l'ouvrage de référence [35].

A.1 Matrice de covariance

Soit \mathbf{X} une matrice d'observation d'un processus ayant une distribution normale multivariée centrée. Sa covariance spatiale Σ peut être estimée en utilisant la matrice de covariance empirique, aussi appelée *sample covariance matrix* (SCM)

$$\Sigma = \frac{1}{N-1} \mathbf{X} \mathbf{X}^T, \quad (\text{A.1})$$

ainsi que son équivalent temporelle ${}^t\Sigma$

$${}^t\Sigma = \frac{1}{T-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X}. \quad (\text{A.2})$$

Les méthodes utilisant la RG sont intrinsèquement dépendantes du respect de la propriété SPD des matrices. Ainsi, elles peuvent souffrir d'un mauvais estimateur (estimateur biaisé par ex.) ou de matrices de covariance mal conditionnées. Ce problème est courant si les observations possèdent des artefacts ou si des activités sont colinéaires (sur-échantillonnage d'une région du scalp par ex.).

La SCM est un estimateur non-biaisé mais très sensible aux artefacts. Des méthodes de pénalisation des valeurs aberrantes existent comme le *Minimum Determinant Covariance Matrix* [P. J. Rousseeuw and K. Van Driessen. A fast algorithm for the minimum covariance determinant estimator. *Technometrics*, 41 :212—223, 1999] ainsi que des méthodes de régularisation, par exemple *Ledoit-Wolf* [152]. Ces méthodes permettent de garantir le conditionnement des matrices mais en pratique l'amélioration des performances de classification est marginale par rapport au coût de calcul supplémentaire. Des analyses comparatives ont été faites pour le CSP (Annexe A de [21] et [161]) mais, à notre connaissance, il n'y a pas eu d'étude extensive similaire pour la RG.

A.2 Métrique

A.2.1 Géodésique

Dans une variété Riemannienne, la distance entre deux points Σ_1 et Σ_2 est définie par le chemin le plus court sur cette variété, i.e. la géodésique Γ . La géodésique se définit en appliquant un pas $t \in [0, 1]$ de Σ_1 vers Σ_2 avec une métrique de Fisher tel que

$$\Gamma(\Sigma_1, \Sigma_2, t) = \Sigma_1^{1/2} (\Sigma_1^{-1/2} \Sigma_2 \Sigma_1^{-1/2})^t \Sigma_1^{-1/2}, \quad (\text{A.3})$$

où t est pondération de l'interpolation géométrique entre Σ_1 et Σ_2 . Avec $t = 0.5$, on obtient la moyenne géométrique entre Σ_1 et Σ_2 .

A.2.2 Distance

La distance Riemannienne munie de la FIM, δ_R , entre deux points est définie par

$$\delta_R(\Sigma_1, \Sigma_2) = \|\ln(\Sigma_1^{-1/2} \Sigma_2 \Sigma_1^{-1/2})\|_F = \left[\sum_{i=1}^N \ln(\lambda_i)^2 \right]^{1/2}, \quad (\text{A.4})$$

où les λ_i sont les valeurs propres de $\Sigma_1^{-1} \Sigma_2$.

A.2.3 Projection dans l'espace tangent

Dans le cas où on serait intéressé pour appliquer des méthodes euclidiennes tout en préservant les propriétés de la variété localement, il est possible de projeter les points Σ_k dans l'espace *tangent* au point Ω . Pour cela, on utilise l'opérateur logarithmique :

$$\Sigma_{k,\Omega} = \Omega^{\frac{1}{2}} \ln(\Omega^{-\frac{1}{2}} \Sigma_k \Omega^{-\frac{1}{2}}) \Omega^{\frac{1}{2}}. \quad (\text{A.5})$$

L'opération inverse, i.e. la projection des points dans l'espace tangent sur la variété, est permise grâce à l'opérateur exponentiel :

$$\Sigma_k = \Omega^{\frac{1}{2}} \exp(\Omega^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{k,\Omega} \Omega^{-\frac{1}{2}}) \Omega^{\frac{1}{2}}. \quad (\text{A.6})$$

Avec $\exp(\cdot)$ et $\log(\cdot)$ l'exponentiel et le logarithme matriciel.

A.2.4 Moyenne Géométrique

La moyenne géométrique \mathfrak{G} de K points $\Sigma_k, k \in \{1 \dots K\}$ est le point Σ qui minimise

$$\mathfrak{G}(\Sigma_1, \dots, \Sigma_K) = \underset{\Sigma}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^K \delta_R(\Sigma, \Sigma_i)^2. \quad (\text{A.7})$$

La moyenne est unique pour les variétés à courbure positive, ce qui est le cas de la variété des matrices SPD [135], mais il n'y a pas de solution analytique pour la métrique de

Fisher. Il existe cependant plusieurs approches itératives, par exemple en utilisant une descente de gradient Riemannien [195].

Il existe plusieurs approches alternatives qui permettent d'estimer ou approximer la moyenne géométrique de la FIM, par exemple, en utilisant d'autres métriques [56], en diagonalisation conjointement les matrices de covariances Σ_k [70], or encore en utilisant les moyennes de puissance-K [72].

A.3 Propriétés

TABLE A.1 – Une liste de propriétés intéressantes de la métrique de Fisher (issue de la table 9.1 de [69]).

Fundamental Properties of the Riemannian metric (distance)		
Postivity	$\delta_R(\Omega \leftrightarrow \Phi) \geq 0.$	with equality iff $\Omega = \Phi$
Symmetry	$\delta_R(\Omega \leftrightarrow \Phi) = \delta_R(\Phi \leftrightarrow \Omega)$	
Congruence-Invariance	$\delta_R(\Omega \leftrightarrow \Phi) = \delta_R(\mathbf{B}^T \Omega \mathbf{B} \leftrightarrow \mathbf{B}^T \Phi \mathbf{B}).$	for any invertible \mathbf{B}
Invariance under Inversion	$\delta_R(\Omega \leftrightarrow \Phi) = \delta_R(\Omega^{-1} \leftrightarrow \Phi^{-1})$	
Proportionality	$\delta_R(\Omega \leftrightarrow \gamma_R(\alpha, \Omega \rightarrow \Phi)) = \alpha \delta_R(\Omega \leftrightarrow \Phi)$	
Some inequalities of the Riemannian metric (distance)		
Increasing Property	$\delta_R(\Omega \leftrightarrow \Phi) \geq \ \Omega - \Phi\ _F$	
	$\delta_R(\mathbf{C} + \Omega \leftrightarrow \mathbf{C} + \Phi) \leq \delta_R(\Omega \leftrightarrow \Phi).$	with equality iff $\mathbf{C} = \mathbf{O}$
	$\delta_R(\gamma_R(\alpha, \Omega \rightarrow \Phi) \leftrightarrow \gamma_R(\alpha, \Omega \rightarrow \Xi)) \leq \alpha \delta_R(\Phi \leftrightarrow \Xi)$	
	$\delta_R(\Omega \leftrightarrow \Phi) \geq \ \log \Omega - \log \Phi\ _F.$	with equality iff Ω and Φ commute

Estimateurs et critères

B.1 Erreur Quadratique Moyenne

Soit l'estimateur $\hat{\theta}$ d'un paramètre θ connu. L'erreur quadratique moyenne, noté "MSE", caractérise la précision de l'estimateur $\hat{\theta}$ tel que

$$\text{MSE}(\hat{\theta}) = \mathbb{E} \left[(\hat{\theta} - \theta)^2 \right]. \quad (\text{B.1})$$

En pratique, pour un processus stationnaire connu θ , on utilise l'erreur moyenne sur K observations comme estimateur de l'espérance tel que $\text{MSE}(\hat{\theta}) = \sum_{k=1}^K \frac{(\hat{\theta}_k - \theta)^2}{K}$. Afin de maintenir l'homogénéité des grandeurs concernées, on utilise la racine carrée du MSE noté RMSE : $\text{RMSE}(\hat{\theta}) = \sqrt{\text{MSE}(\hat{\theta})}$. Par ailleurs, pour les processus multivariés θ_i (où i peut être différentes électrodes, différents échantillons temporels, etc.), on peut utiliser la moyenne du RMSE noté $\overline{\text{RMSE}}$ sur l'ensemble de ces variables à condition que ces variables soient de la même grandeur physique du même ordre de grandeur.

B.2 Courbe ROC

Une courbe ROC (receiver operating characteristic) ou encore une fonction de sensibilité est une fonction estimée empiriquement afin de modéliser la performance d'un classifieur. Pour cela, on calcule le taux de vrais positifs (TVP) et le taux de faux positifs (TFP) pour différents seuils τ (figure B.1 haut). On peut alors tracer cette courbe selon deux axes : en abscisses le TFP, en ordonnées le TVP, chaque point correspond à un τ différent (figure B.1 bas). On exploite cette courbe en calculant ensuite l'aire sous la courbe (AUC ROC) qui est bornée entre 0 et 1. Une valeur de 0.5 décrit un classifieur aléatoire, 1 un classifieur qui ne se trompe jamais, 0 un classifieur qui se trompe toujours, dans les deux derniers cas il existe un seuil où les données sont parfaitement séparables.

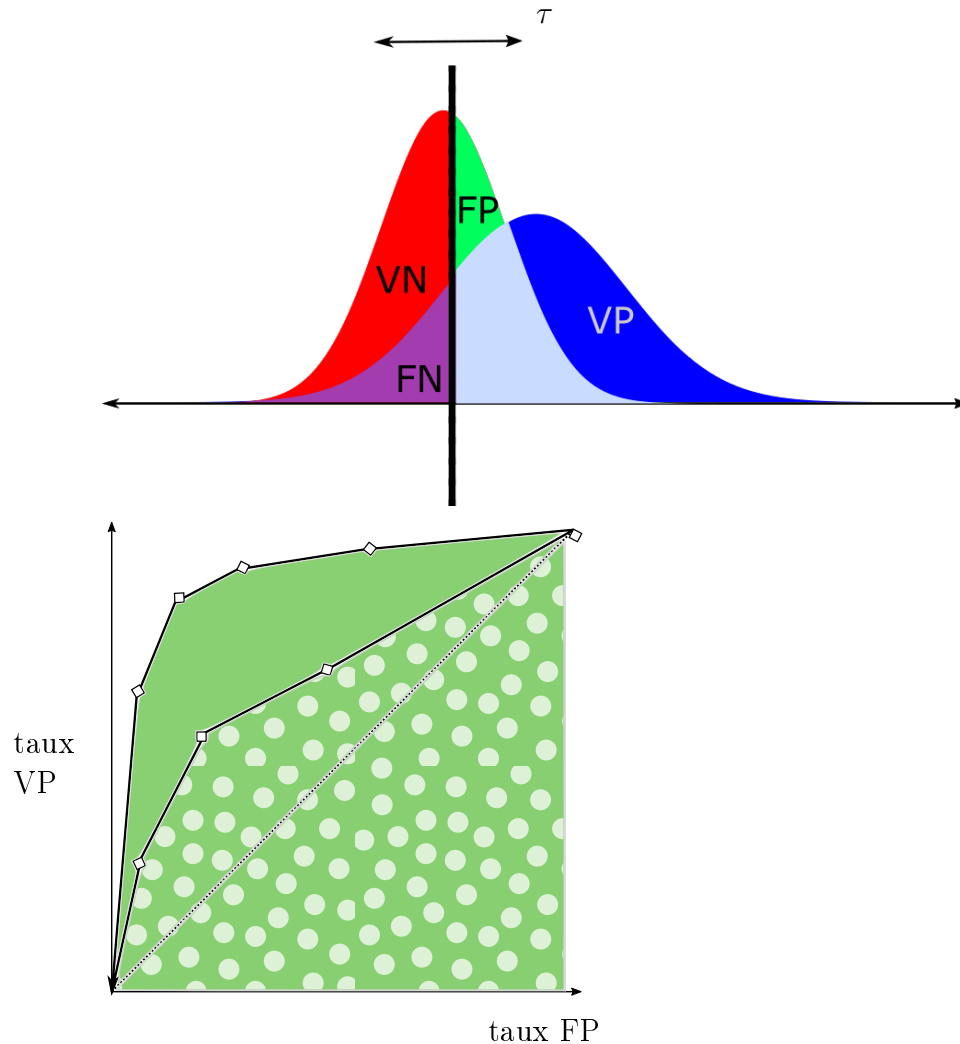



FIGURE B.1 – Pour un classifieur bi-classe avec des données qui ne sont pas parfaitement séparables (par exemple les deux distributions gaussiennes présenté en haut), la variation du seuil (ligne verticale) donne différents résultats de classifications qui peuvent être évalués en fonction des Vrais Positifs (VP), Faux Positifs (FP), Vrais Négatifs (VN) et Faux Négatifs (FN). La courbe ROC est tracée en faisant varier ce seuil, chaque point donnant un taux de VP et FP différent (figure du bas). Alors, on peut calculer l’aire sous la courbe, ici par exemple pour deux classifieur différents (aire en vert, et aire en points blancs).

Matériels et implémentations

C.1 Matériel EEG

Les amplificateurs usbAmp de g.Tec sont utilisés pour l'ensemble des expériences décrites dans ce manuscrit (cf. page catalogue dans figure C.1). Ils peuvent enregistrés jusqu'à 16 canaux EEG par amplificateur mais ils peuvent être combinés. A deux utilisateurs, nous utilisons la configuration présentée dans la figure C.2 qui permet d'enregistrée 64 électrodes au total (32 par sujet) mais seulement 16 électrodes par sujet sont utilisées pour la classification C.3. L'acquisition logiciel se fait en utilisant OpenVIBE à la fréquence d'échantillonnage de 512 Hz en ayant désactivé tous les filtres analogiques optionnels proposés par les amplificateurs g.Tec.



g.USBamp 3.0
USB BIOSIGNAL AMPLIFIER

g.tec's highest accuracy biosignal data acquisition and processing system

g.USBamp is a high-performance and high-accuracy biosignal amplifier and acquisition/processing system. It allows investigation of brain-, heart- and muscle-activity, eye movements, respiration, galvanic skin response and many other physiological and physical parameters. Due to its technical specifications and various software options, this instrument became a standard for many different fields of research, including neuropsychology, life science, medical research and biofeedback/neurofeedback/BCI research.

g.USBamp is USB 2.0 enabled and comes with 16 simultaneously sampled biosignal channels with 24 bits. A total of 4 independent grounds guarantee no interference between the recorded signals.

Build a multi-channel system with more than 16 channels using multiple **g.USBamp** devices. A synchronization cable guarantees that all devices are sampling with exactly the same frequency.

The amplifier has an input range of ± 250 mV, which allows recording of DC signals without saturation.

Digital inputs and outputs allow the recording of trigger channels together with the biosignal channels to easily pass analysis results to the outside world.

A short-cut input allows connecting the amplifier inputs quickly to ground potential to protect the amplifier against overflows, which may occur in operating rooms with gamma knives or other environments.

PRODUCT HIGHLIGHTS

- ◆ 16 DC-coupled wide-range input channels per unit, 4 independent grounds, record any type of signal (EEG/ECOG/ECG/EMG/EOG/...), connect various sensors, stack units for 32/48/64/... channels.
- ◆ 24-bit resolution with simultaneous sampling of all channels with up to 38.4 kHz, digital signal filtering and preprocessing, connect via USB 2.0.
- ◆ works with passive and with active electrodes, 8 digital trigger inputs/unit, 4 digital outputs/unit, new simplified synchronization of units.
- ◆ internal digital bandpass and notch filters, built-in calibration unit and impedance checking.
- ◆ easy configuration and setup via the software, high-speed online data processing for SIMULINK and for LabVIEW available, recommended by BCI2000
- ◆ driver package/API available
- ◆ CE-certified and FDA-approved medical device, safety class: II, conformity class: IIa, type of applied part: CF

Hardware and Accessories

12

PRODUCT CATALOGUE 2011/12 g.tec

FIGURE C.1 – Localisation des électrodes pour la classification des potentiels évoqués durant le paradigme d'interface cerveau-ordinateur oddball utilisé pour les plateformes Brain Invaders et Brain Invaders 2. GND : masse, REF : référence.

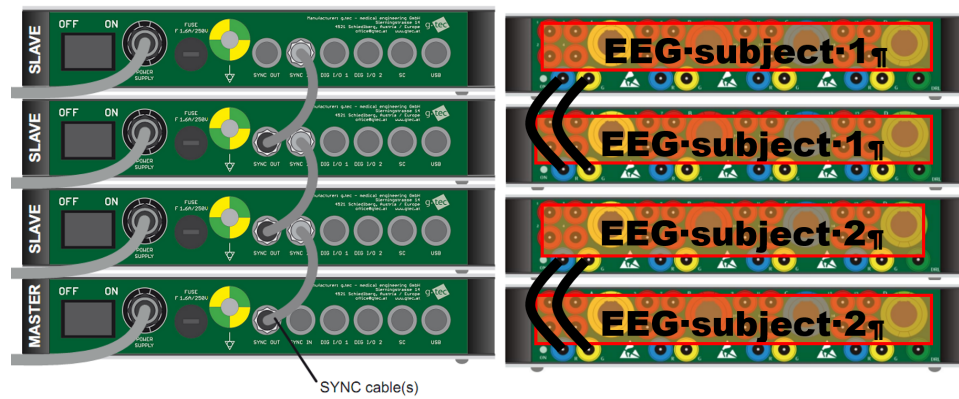


FIGURE C.2 – Configuration du matériel d’acquisition USBamp de g.Tec pour les deux protocoles décrits dans cette thèse. Face avant des amplificateurs représentée à droite, face arrière représentée à gauche. 32 électrodes par sujets sont enregistrées (parmi elles, seules 16 sont utilisées pour la classification, voir figure C.3). Les deux amplificateurs USBamp de chaque sujet sont connectés à l’avant pour avoir la même masse et même référence (mais pas des sujets entre eux). A l’arrière, un canal de synchronisation connecte les quatre amplificateur.

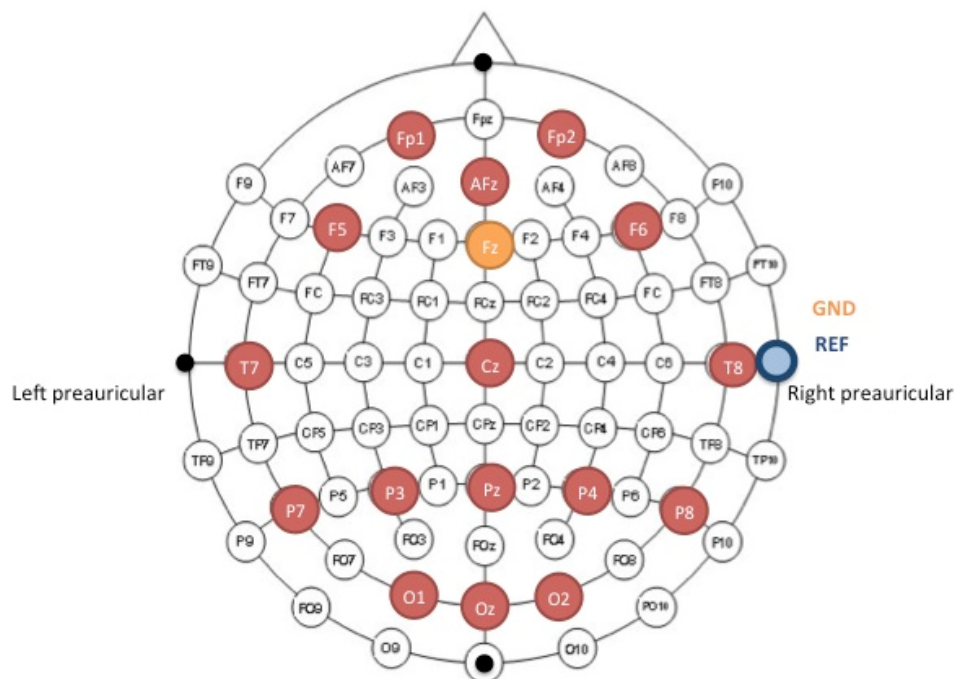


FIGURE C.3 – Localisation des électrodes pour la classification des potentiels évoqués durant le paradigme d’interface cerveau-ordinateur oddball utilisé pour les plateformes Brain Invaders et Brain Invaders 2. GND : masse, REF : référence.

C.2 Environnement logiciel

- Nous utilisons la configuration logicielle suivante pour la plateforme Brain Invaders 2 :
- L’acquisition se fait à l’aide du logiciel *OpenVibe Acquisition Server* qui possède les divers drivers pour l’amplificateur USBamp de g.Tec

- Un scénario OpenVibe est utilisé pour l'enregistrement des signaux brut et des stimuli. Ce même scénario est utilisé pour la classification de l'EEG (voir script Python associé C.2.2) et communique via à un protocole VPRN au logiciel Brain Invaders 2.
- Le logiciel Brain Invaders 2 développé sous OGRE et en C++ affiche l'interface graphique du jeu et les instructions à l'écran. Il envoie les codes stimuli à OpenVibe via VPRN et reçoit en retour le résultat de classification par ce même protocole.

C.2.1 Scénario OpenVIBE

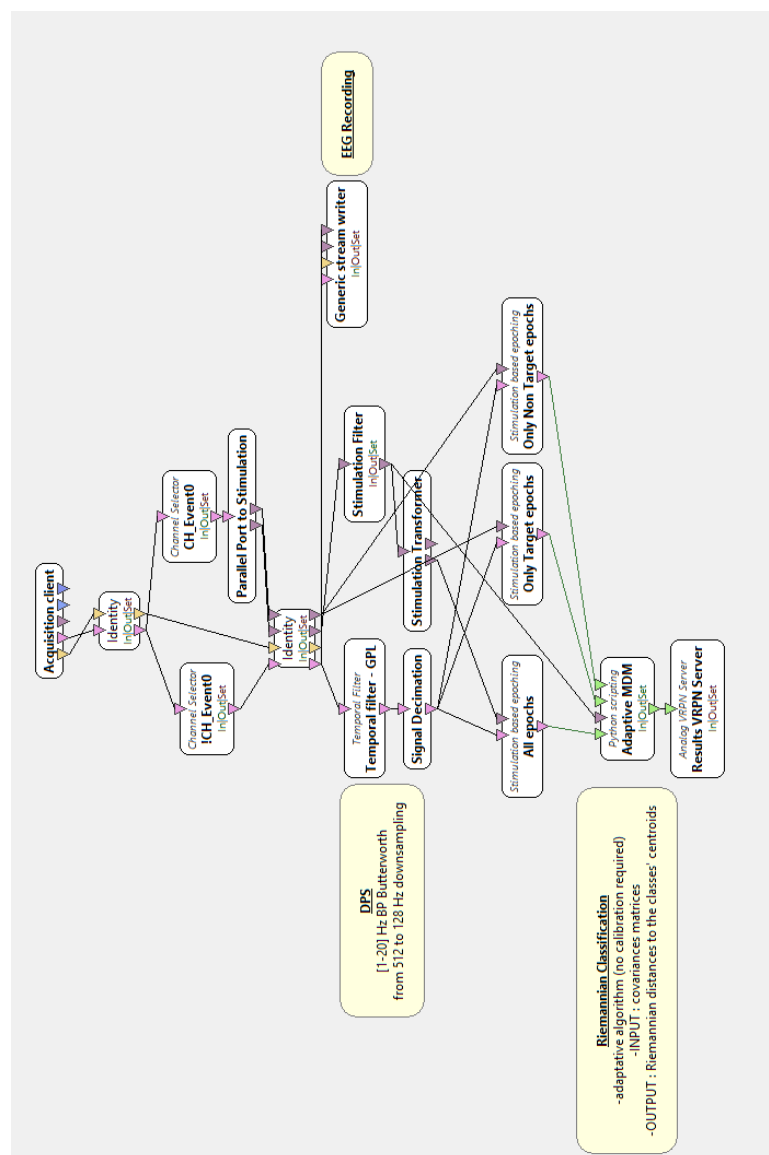


FIGURE C.4 – Scénario utilisé durant le protocole 1 (section 3.2) dans les conditions expérimentales Solo et Collaboration. Entre les deux conditions, la taille des signaux changent (16 électrodes en Solo, 2x16 en Collaboration) et donc aussi les matrices de covariances moyennes qui initialisent l'algorithme de classification (en solo, elles sont 32x32, en collaboration elles sont 64x64).

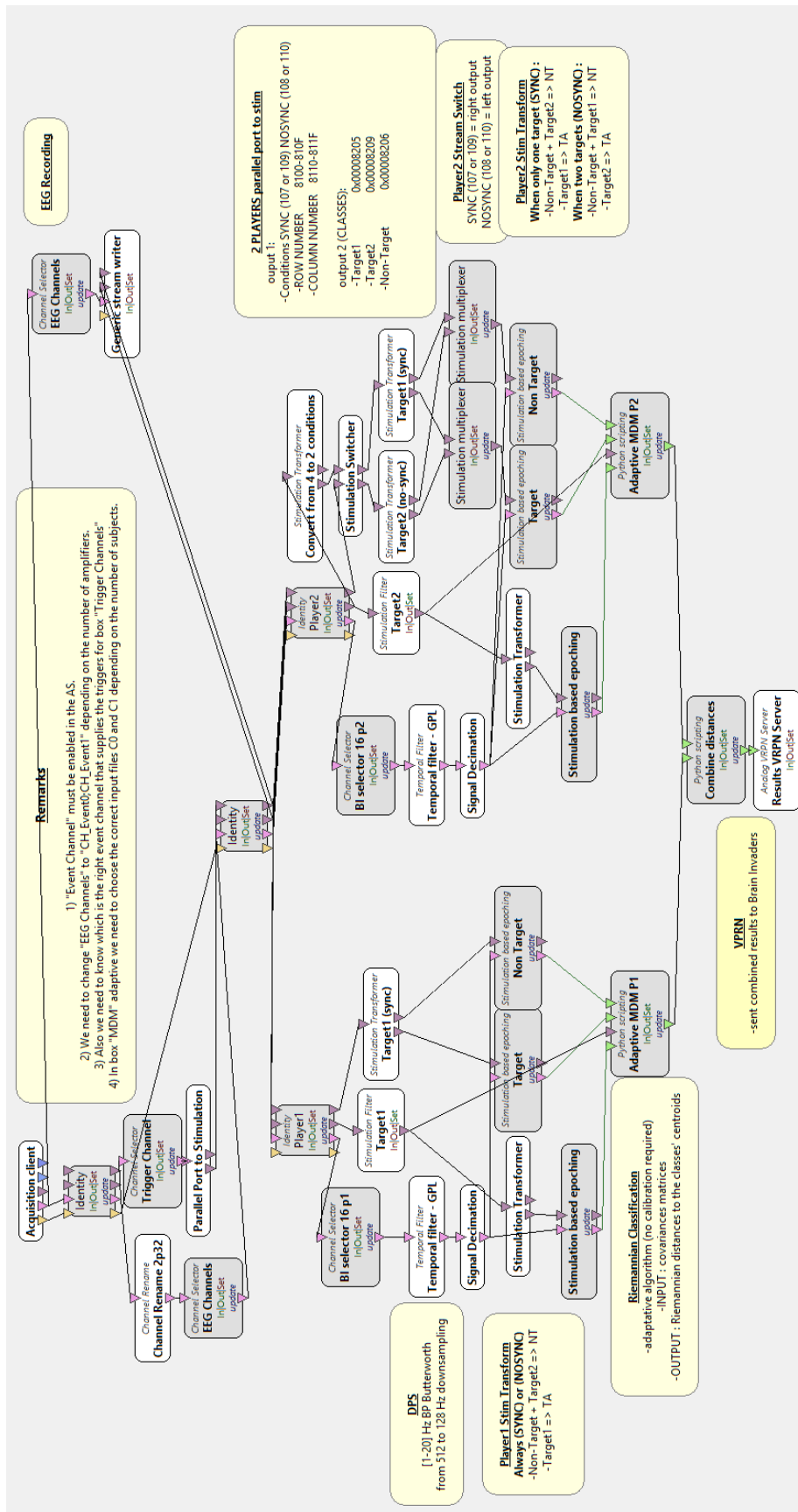


FIGURE C.5 – Scénario utilisé durant le protocole 2 (section 3.3) dans les conditions expérimentales Compétition et Coopération. Entre les deux conditions, il n’y a pas de modification de la stratégie de classification et les deux individus sont classifiés indépendamment. L’ensemble des résultats (joueur 1 et joueur 2) sont concaténées et envoyés ensemble par VRPN à Brain Invaders 2.

C.2.2 Implémentation de la classification BCI

L'algorithme Python ci-dessous est utilisé dans les scénarios *openvibe* pour la classification des matrices de covariance. Les détails de la classification sont discutés dans le chapitre 4 et des définitions sont disponible en annexe A. En configuration, il admet les matrices suivantes qui sont calculée sur une base de donnée de plusieurs sujets enregistrés avant l'expérience :

- P1 : une moyenne d'EEG stéréotypée des fenêtres *target*
- C1 : une moyenne géométrique des matrices augmentées de classe *target*
- C0 : une moyenne géométrique des matrices augmentées de classe *non-target*
- alpha : le facteur d'oublie pour l'adaption

En entrée, il admet :

- X : les fenêtres EEG pour la classification qui seront utilisé pour calculé la matrice de covariance augmentée C.
- Des fenêtres de données étiquetées *target* ou *non-target* pour mettre à jour de manière supervisée les moyennes géométriques C1 et C0 pour l'adaptation du classifieur. (Cette étape peut être non-supervisée si ces étiquettes sont estimées par l'algorithme de classification.)

En sortie, il admet

- score : le résultat d1-d0 pour chaque fenêtre, où d1 est la distance de la matrice de covariance augmentée C à la moyenne géométrique *target* (C1) et d0 est la distance de la matrice de covariance C à la moyenne géométrique *non-target* (C1).

3-appendices/online-adaptive-mdm.py

```

1 import numpy
2 import os
3 import time
4 from multiprocessing import Queue
5 from threading import Thread
6 #from scipy.linalg.matfuncs import sqrtm
7 from numpy.linalg import inv, eigvalsh, norm, eig
8
9 class MyOVBox(OVBox):
10     # the constructor creates the box and initializes object variables
11     def __init__(self):
12         OVBox.__init__(self)
13         self.iteration = 0.0
14         self.train_iteration = 0.0
15         self.trained_iteration = 0.0
16         self.Nrep = None
17
18         self.pending_stim = []
19         self.pending_score = []
20         self.target_chunk = []
21         self.non_target_chunk = []
22
23         self.res = dict()
24         self.endOfRep = False
25         self.localC1 = None
26         self.localC0 = None
27

```

```

self.p = None
29
self.is_output_header_sent = False;
31
self.stopRequested = False;
33
# the initialize method reads settings and outputs the first header
35 def initialize(self):
    # all settings
37 NrepEnv = os.environ.get('NREP')
    if NrepEnv is None:
39         self.Nrep = int(self.setting['Nrep'])
    else:
41         self.Nrep = int(NrepEnv)
    self.newtarget()
43
    self.globalP1 = numpy.matrix(numpy.loadtxt(open(self.setting['P1 file '
45 ], "rb"), delimiter=","));
    self.globalC1 = numpy.matrix(numpy.loadtxt(open(self.setting['C1 file '
47 ], "rb"), delimiter=","));
    self.globalC0 = numpy.matrix(numpy.loadtxt(open(self.setting['C0 file '
49 ], "rb"), delimiter=","));
47
    self.C1 = self.globalC1
49 self.C0 = self.globalC0
51
    self.q = Queue()
    self.p = Thread(target=self.update_local_params, args=(self.
target_chunk, self.non_target_chunk, self.q))
53     print 'initialize descision box with max number of repetition = ' + str
(self.Nrep)
55
def process(self):
57
    # process first stimulation input
    for chunk_index in range( len(self.input[1]) ):
59
        if(type(self.input[1][chunk_index]) == OVStimulationHeader):
61             self.stimulation_header = self.input[1].pop()
63
        elif(type(self.input[1][chunk_index]) == OVStimulationSet):
            stim = self.input[1].pop()
65             while(len(stim)>0):
                st = stim.pop()
67                 # Row and col stim
                if( (st.identifier >=33024) and (st.identifier <=33055)):
69                     self.pending_stim.insert(0, st.identifier - 33024)
                #end of repetition stim
71                 elif(st.identifier == 33279):
                    self.endOfRep = True
73                     self.Number_of_stim = len(self.pending_stim)
                    print "end of repetition : " + str(self.Number_of_stim) + "
stimulations code received"
75
            # process signal input
77             for chunk_index in range( len(self.input[0]) ):
79
                if(type(self.input[0][chunk_index]) == OVStreamedMatrixHeader):

```



```

self.matrix_header = self.input[0].pop()
81
elif(type(self.input[0][chunk_index]) == OVStreamedMatrixBuffer):
83
    chunk = self.input[0].pop()
    X = numpy.matrix(chunk).reshape(tuple(self.matrix_header.
dimensionSizes))
85
    #Global systeme
87
    #If you have a dimensions mismatch between X and P1 check the
following:
    # - the frequency of acquisition in the OpenVibe AS (default for
BI 512)
89
    # - that the number of channels is the same for the adaptive
database (P1 file) and for the current subject (online data from the AS)
X2 = numpy.concatenate((self.globalP1,X),axis=0)
91
C = numpy.matrix(numpy.cov(X2))

93
d1 = self.distance(C,self.C1)
d0 = self.distance(C,self.C0)
95
score = d1-d0
self.pending_score.insert(0,[score])
97

99

elif(type(self.input[0][chunk_index]) == OVStreamedMatrixEnd):
101
    self.input[0].pop()

103
# process target input
for chunk_index in range( len(self.input[2]) ):
105

107
    if(type(self.input[2][chunk_index]) == OVStreamedMatrixHeader):
        self.matrix_header_Target = self.input[2].pop()

109
    elif(type(self.input[2][chunk_index]) == OVStreamedMatrixBuffer):
        chunk = self.input[2].pop()
111
        X = numpy.matrix(chunk).reshape(tuple(self.matrix_header_Target.
dimensionSizes))
        self.target_chunk.insert(0,X)
113

115
    elif(type(self.input[2][chunk_index]) == OVStreamedMatrixEnd):
        self.input[2].pop()

117
# process non target input
for chunk_index in range( len(self.input[3]) ):
119

121
    if(type(self.input[3][chunk_index]) == OVStreamedMatrixHeader):
        self.matrix_header_NonTarget = self.input[3].pop()

123
    elif(type(self.input[3][chunk_index]) == OVStreamedMatrixBuffer):
        chunk = self.input[3].pop()
125
        X = numpy.matrix(chunk).reshape(tuple(self.
matrix_header_NonTarget.dimensionSizes))
        self.non_target_chunk.insert(0,X)
127

129
    elif(type(self.input[3][chunk_index]) == OVStreamedMatrixEnd):
        self.input[3].pop()

131
#release time for thread

```

```

133     if (self.p.is_alive()):
134         time.sleep(0.001)
135
136     #~ # End of repetition
137     if (self.endOfRep):
138
139         Number_of_chunk = len(self.pending_score)
140         # Wait for receiving the last results
141         if (Number_of_chunk < self.Number_of_stim):
142             pass
143         else:
144
145             # Get the right number of results ==> Start Processing
146             self.iteration += 1
147             self.train_iteration += 1
148
149             for index in range(self.Number_of_stim):
150
151                 score = self.pending_score.pop()
152
153                 stim = self.pending_stim.pop()
154                 if (stim < 16):
155                     #it's a row !!!
156                     if (self.rowresults.has_key(stim)):
157                         self.rowresults[stim].append(score)
158                     else:
159                         self.rowresults[stim] = [score]
160                 if (stim >= 16):
161                     #it's a column !!!
162                     if (self.colresults.has_key(stim-16)):
163                         self.colresults[stim-16].append(score)
164                     else:
165                         self.colresults[stim-16] = [score]
166
167                 if not (self.p.is_alive()) and not (self.stopRequested):
168                     print "Start thread"
169                     self.p = Thread(target=self.update_local_params, args=(self.
170 target_chunk, self.non_target_chunk, self.q, self.train_iteration))
171                     self.p.start()
172
173                 for i in range(self.q.qsize()):
174                     [self.localC1, self.localC0, self.trained_iteration] = self.q.
175 get()
176
177                     alpha = numpy.min([self.trained_iteration/40, 1])
178                     self.C1 = self.geodesic(self.globalC1, self.localC1, alpha)
179                     self.C0 = self.geodesic(self.globalC0, self.localC0, alpha)
180
181
182                 self.endOfRep = False
183
184                 if (self.iteration == self.Nrep):
185                     #send results
186                     resultsRow = []
187                     for r in self.rowresults.itervalues():
188                         resultsRow.append(numpy.mean(r))
189
190                     resultsCol = []
191                     for c in self.colresults.itervalues():

```

```

189         resultsCol.append(numpy.mean(c))
191         # output row scores
192         NRows = len(resultsRow)
193         NCols = len(resultsCol)
194         #chanLabelsRow = (NRows+NCols+1)*['Row']
195
196         if (self.is_output_header_sent == False):
197             chanLabelsRow = ['value'] + (NRows)*['Row']+(NCols)*['
Column'] + ['empty']*(32-(NRows+NCols))
198             outHeaderRow = OVStreamedMatrixHeader(self.matrix_header.
startTime, self.matrix_header.endTime,[1,32],chanLabelsRow)
199             self.output[0].append(outHeaderRow)
200             self.is_output_header_sent = True
201
202             resultsRow.extend(resultsCol)
203             resultsRow.extend([0]*(32-(NRows+NCols)))
204             outBufferRow = OVStreamedMatrixBuffer(self._currentTime,
self._currentTime+1.0/self._clock, resultsRow)
205             self.output[0].append(outBufferRow)
206             print resultsRow
207
208
209         self.newtarget()
210
211
212
213 def newtarget(self):
214     self.iteration = 0.0
215     self.rowresults = dict()
216     self.colresults = dict()
217
218
219 def covariance_p300(self, Dict, P1):
220     CovSet = []
221     for index in range(len(Dict)):
222         X = numpy.concatenate((P1, Dict[index]), axis=0)
223         CovSet.append(numpy.matrix(numpy.cov(X)))
224     return CovSet
225
226
227 def mean_covariance(self, Dict):
228     #init
229     C = numpy.mean(Dict, axis=0)
230     k=0
231     J = numpy.eye(2)
232     # stop when J<10^-4 or max iteration = 50
233     while (numpy.linalg.norm(J, ord='fro')>0.001) and (k<20):
234         k=k+1
235         Cm12 = self.invsqrtm(C)
236         C12 = self.sqrtm(C)
237         T = []
238         for index in range(len(Dict)):
239             T.append(self.logm(numpy.matrix(Cm12*Dict[index]*Cm12)))
240
241         J = numpy.mean(T, axis=0)
242         C = numpy.matrix(C12*self.expm(J)*C12)
243     return C

```

```
243 def update_local_params(self ,target_chunk ,non_target_chunk ,queue ,
244 iteration):
245     P1 = self.globalP1
246
247     if not(self.stopRequested):
248         CovSetT = self.covariance_p300(target_chunk ,P1 )
249         CovSetnT = self.covariance_p300(non_target_chunk ,P1)
250
251     if not(self.stopRequested):
252         C1 = self.mean_covariance(CovSetT)
253         C0 = self.mean_covariance(CovSetnT)
254
255     if not(self.stopRequested):
256         queue.put ([ C1, C0, iteration ])
257
258 def sqrtm(self ,Ci):
259     D,V = eig(Ci)
260     D = numpy.matrix(numpy.diag(numpy.sqrt(D)))
261     V = numpy.matrix(V)
262     Out = numpy.matrix(V*D*V.T)
263     return Out
264
265 def logm(self ,Ci):
266     D,V = eig(Ci)
267     D = numpy.matrix(numpy.diag(numpy.log(D)))
268     V = numpy.matrix(V)
269     Out = numpy.matrix(V*D*V.T)
270     return Out
271
272 def expm(self ,Ci):
273     D,V = eig(Ci)
274     D = numpy.matrix(numpy.diag(numpy.exp(D)))
275     V = numpy.matrix(V)
276     Out = numpy.matrix(V*D*V.T)
277     return Out
278
279 def invsqrtm(self ,Ci):
280     D,V = eig(Ci)
281     D = numpy.matrix(numpy.diag(1.0/numpy.sqrt(D)))
282     V = numpy.matrix(V)
283     Out = numpy.matrix(V*D*V.T)
284     return Out
285
286 def powm(self ,Ci ,alpha):
287     D,V = eig(Ci)
288     D = numpy.matrix(numpy.diag(D**alpha))
289     V = numpy.matrix(V)
290     Out = numpy.matrix(V*D*V.T)
291     return Out
292
293 def distance(self ,C0,C1):
294     P = self.invsqrtm(C0)
295     A = P*C1*P
296     D,V = eig(A)
297     l = numpy.log(D)
298     d = norm(l)
```

```
    return d
301
def geodesic(self, C0, C1, alpha):
303     E = (1.0-alpha)*C0 + alpha*C1
    A = numpy.matrix(self.sqrtm(C0))
305     B = numpy.matrix(self.invsqrtm(C0))
    C = B*C1*B
307     D = numpy.matrix(self.pown(C, alpha))
    E = numpy.matrix(A*D*A)
309     return E

311 def uninitialize(self):
    print "process uninitialize!"
313     self.stopRequested = True;
    if (self.p.is_alive()):
315         self.p.join()
if __name__ == '__main__':
317     box = MyOVBox()
```

Cadre expérimental et questionnaires

D.1 Protocole 1 : Solo / collaboration

D.1.1 Questionnaires

D.1.1.1 Questionnaire avant test

ANNEXE 4 - QUESTIONNAIRE DE RETOUR AVANT-TEST

ICM « Brain invaders » : mesure de couplage cérébral synchrone entre plusieurs individus.

(Champ réservé à l'investigateur) Expérimentateur :

Code sujet : /_/_/_/_/_ - /_/_/_/_/_ Etude/Référence :

Nous souhaitons connaître votre avis sur votre état physique et psychologique pendant que vous passerez l'expérience. Veuillez s'il vous plait répondre à 7 questions. Environ 2 minutes.

1) Avez-vous déjà utilisé une interface cerveau machine auparavant ? (entourez la bonne réponse)

OUI NON

2) Jouez-vous aux jeux vidéo ?

Jamais Rarement Parfois Souvent Très souvent

3) Vous sentez-vous fatigué ?

Pas du tout Un peu Moyennement Beaucoup Enormément

4) Combien de temps avez-vous dormi cette nuit ? heures

5) Estimez-vous cette durée suffisante pour vous ?

Pas du tout Insuffisant Passable Fortement Absolument

6) Diriez-vous que votre sommeil était de bonne qualité

Pas du tout Insuffisant Passable Fortement Absolument

7) Etes-vous actuellement anxieux pour une raison ou pour une autre ?

Pas du tout Un peu Moyennement Beaucoup Enormément

D.1.1.2 Questionnaire après test

ANNEXE 5 - QUESTIONNAIRE DE RETOUR APRES-TEST

ICM « Brain invaders » : mesure de couplage cérébral synchrone entre plusieurs individus.

(Champ réservé à l'investigateur) **Expérimentateur** :

Code sujet : _/_/_/_/_/_ - _/_/_/_/_/_ **Etude/Référence** :

Afin de mieux analyser la pertinence de nos données, nous souhaitons connaître votre ressenti personnel sur l'ensemble de l'expérience à laquelle vous venez de participer. Veuillez s'il vous plait répondre aux 10 questions suivantes. Environ 5 minutes.

Déroulement des parties (à remplir avec l'expérimentateur)

PARTIE 1 :

Nombre de phases de jeu :

PARTIE 2 :

Nombre de phases de jeu :

1) A quel point étiez-vous concentrés sur les cibles au cours du jeu ?

PARTIE 1

Pas du tout Un peu Moyennement Beaucoup Enormément

PARTIE 2

Pas du tout Un peu Moyennement Beaucoup Enormément

2) Pensiez-vous en même temps à autre chose qu'à détruire les cibles ?

PARTIE 1

Jamais Rarement Parfois Souvent Très souvent

PARTIE 2

Jamais Rarement Parfois Souvent Très souvent

3) Diriez-vous que la rapidité avec laquelle vous avez détruit les cibles était élevée ?

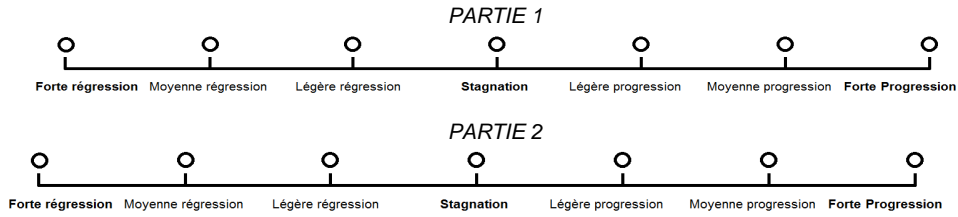
PARTIE 1

Pas du tout Un peu Moyennement Beaucoup Enormément

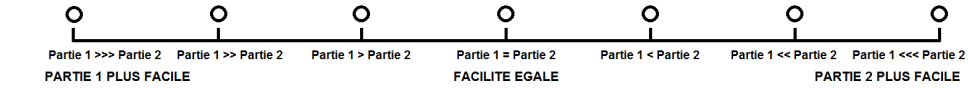
PARTIE 2

Pas du tout Un peu Moyennement Beaucoup Enormément

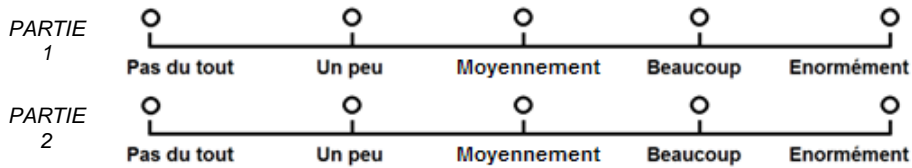
4) Avez-vous eu l'impression générale de progresser ou régresser au cours du jeu ?



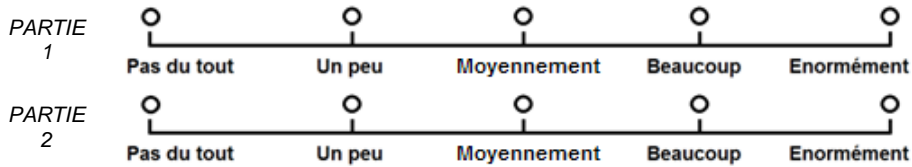
5) Avez-vous le sentiment d'avoir mieux réussi une partie plutôt qu'une autre ?



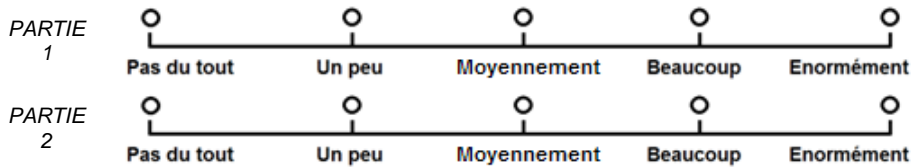
6) Vous sentiez-vous à l'aise ?



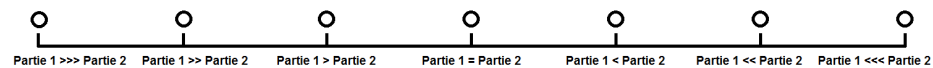
7) Vous sentiez-vous impliqué personnellement ?



8) Lorsque vous jouiez en équipe, ressentiez-vous l'influence des autres joueurs dans l'équipe ?



9) Quelle partie était la plus intéressante ?



FACULTATIF :

10) Avez-vous de quelconques remarques ou suggestions à faire ? Si oui lesquelles ?

D.1.1.3 Notice D'Information et consentement

ANNEXE 1 - NOTICE D'INFORMATION

Titre : ICM « Brain invaders » : mesure de couplage cérébral synchrone entre plusieurs individus.

Domaine scientifique : Neurosciences cognitives, traitement du signal

Chercheurs titulaires, Responsables scientifiques du projet (Investigateurs principaux) :

Marco Congedo / CR1 CNRS

marco.congedo@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Bureau D1195

Tel. 33 (0)4 76 82 62 52

Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Christian Jutten / UJF

christian.jutten@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Bureau D1111

Tel. 33 (0)4 76 57 43 51

Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Chercheur doctorant en charge des passations (Investigateur associé) :

Louis Korczowski

louis.korczowski@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Bureau D1181

Tel. 33 (0)4 76 57 45 75

Support Logiciel :

Anton ANDREEV

andreev.anton@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Bureau D1185

Tel. 33 (0)4 76 82 62 47

Support Expérimental :

Ekaterina Ostaschenko

ostaschenko@gmail.com

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Lieu(x) de recherche:

Plateforme expérimentale « PerSee » au Gipsa-Lab (ENSE3, Domaine Universitaire, 38402 Saint Martin d'Hères, bâtiment D, 1^{er} étage) ayant reçu l'autorisation de recherche biomédicale délivrée par l'ARS Rhône-Alpes, n°460, le 3 juin 2010 pour une durée de 5 ans.

But du projet de recherche

L'objectif de cette étude est de savoir si l'activité cérébrale couplée entre plusieurs individus peut être utilisée pour renforcer les performances d'un jeu contrôlé par la pensée.

Ce que l'on attend de vous

Si vous acceptez de participer à cette étude, vous remplirez (1) : un questionnaire de retour avant-test (Cf. ANNEXE 4) ; vous effectuerez (2) : une session d'expérience dans laquelle vous jouerez à deux parties du jeu Brain Invaders. Une partie, seul(e) avec une phase de calibration et une phase de jeu. Puis une partie multi-joueur avec 4 à 8 phases de jeu (la phase de jeu s'étalant sur 12 niveaux, l'ensemble des parties dure au total environ 60 minutes). Vous aurez des pauses entre les parties de jeux.

Vous remplirez (3) : un questionnaire de retour après-test (Cf. ANNEXE 5) portant essentiellement sur un retour subjectif de l'expérience.

La durée totale de l'expérience sera d'environ 90 min avec le temps de pose du matériel de mesure, les explications et les formulaires et questionnaires.

Vos droits à la confidentialité

Les données obtenues seront traitées avec la plus grande confidentialité. Les réponses aux questionnaires seront également traitées automatiquement par informatique. Votre identité sera dissimulée à l'aide d'un numéro aléatoire. Aucun renseignement ne sera dévoilé qui pourrait révéler votre identité. Toutes les données seront gardées dans un endroit sécurisé et seuls les investigateurs de cette étude y auront accès.

Marco Congedo sera la personne auprès de laquelle vous pourrez exercer votre droit de consultation, de modification ou d'opposition des données vous concernant.

Vos droits de vous retirer de la recherche en tout temps

Votre participation à cette recherche est volontaire. Vous pouvez vous en retirer ou cesser votre participation en tout temps, et vous pouvez demander que vos données soient détruites, sans conséquences.

Votre décision de participer, de refuser de participer, ou de cesser votre participation n'aura aucun effet sur vos notes, statut à, ou relations futures avec l'Université de Grenoble.

Bénéfices

Les avantages attendus de cette recherche sont d'obtenir une meilleure compréhension des mécanismes cérébraux de couplage cérébrale interpersonnels. L'étude permettra de mettre en avant ou non l'importance de ce couplage cérébral pour améliorer les performances d'un système d'interface cerveau-machine (ICM).

Risques possibles

À notre connaissance, cette recherche n'implique aucun risque ou inconfort autre que ceux de la vie quotidienne.

L'activité électrique du cerveau est enregistrée à l'aide d'électrodes posées sur la tête (EEG). Les signaux transmis entre les cellules nerveuses étant très faibles, il faut qu'au moins 60 millions de neurones voisins s'activent en même temps pour que l'on commence à mesurer un potentiel électrique à la surface du crâne. C'est donc une activité relativement large qui est captée : on ne peut pas « lire dans vos pensées » !

L'ensemble du matériel utilisé est agréé CE pour l'utilisation en recherche biomédicale et ne présente aucun risque pour la santé. De plus, l'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte.

Diffusion

Cette recherche sera publiée dans des actes de conférence scientifiques et des articles de revue académique.

Vos droits de poser des questions en tout temps

Vous pouvez poser des questions au sujet de la recherche en tout temps en communiquant avec le responsable scientifique et les investigateurs associés projet de recherche par courrier électronique à :

Marco Congedo marco.congedo@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
Pour le responsable scientifique.

Louis Korczowski louis.korczowski@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
Pour le chercheur associé

Ekaterina Ostaschenko ostaschenko@gmail.com
Pour le support expérimental

ANNEXE 2 - FORMULAIRE DE CONSENTEMENT ECLAIRE

Titre : ICM « Brain invaders » : mesure de couplage cérébral synchrone entre plusieurs individus.

Domaine scientifique :
Neurosciences cognitives, traitement du signal

Chercheurs titulaires, Responsables scientifiques du projet (Investigateurs principaux) :

Marco Congedo / CR1 CNRS
marco.congado@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex
Bureau D1195
Tel. 33 (0)4 76 82 62 52
Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Christian Jutten / UJF
christian.jutten@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex
Bureau D1111
Tel. 33 (0)4 76 57 43 51
Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Chercheur doctorant en charge des passations (Investigateur associé) :

Louis Korczowski
louis.korczowski@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex
Bureau D1181
Tel. 33 (0)4 76 57 45 75

Support Logiciel :

Anton ANDREEV
andreev.anton@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex
Bureau D1185
Tel. 33 (0)4 76 82 62 47

Support Expérimental :

Ekaterina Ostaschenko
ostaschenko@gmail.com
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex

Lieu(x) de recherche:

Plateforme expérimentale « PerSee » au Gipsa-Lab (ENSE3, Domaine Universitaire, 38402 Saint Martin d'Hères, bâtiment D, 1^{er} étage) ayant reçu l'autorisation de recherche biomédicale délivrée par l'ARS Rhône-Alpes, n°460, le 3 juin 2010 pour une durée de 5 ans.

Cette étude bénéficie de la déclaration réalisée par le Comité d'Ethique pour les Recherches Non Interventionnelles (CERNI) pour le traitement des données personnelles mis en œuvre dans le cadre des recherches biomédicales.

Je soussigné(e),, accepte volontairement de participer à cette étude. J'ai été pleinement informé(e) par le l'investigateur de cette recherche, sur le déroulement et la technique. Au cours de cette information, un formulaire explicatif m'a été remis. J'ai disposé d'un délai de réflexion suffisant. J'ai eu la possibilité de poser toutes les questions qui m'intéressaient au sujet de cette étude et des réponses claires m'ont été apportées.

J'ai été informé(e) que je suis libre de me retirer de l'étude à tout moment sans avoir à justifier ma décision et sans aucun préjudice de ce fait.

Les données qui me concernent resteront strictement confidentielles. Je n'autorise leur consultation que par le responsable scientifique et les investigateurs associés. Je consens à l'utilisation, à des fins licites, de tous les résultats et informations de cette étude à condition que mon anonymat soit scrupuleusement respecté. Je suis informé(e) que les résultats des évaluations auxquelles j'accepte de participer seront exploités dans un but de recherche et ce, à titre exclusivement confidentiel dans le respect de l'anonymat. J'accepte que les données enregistrées au cours de l'étude puissent faire l'objet d'un traitement informatisé. Je suis informé(e) que la mise en œuvre de mes droits d'accès et de rectification relatifs aux informations me concernant devra s'effectuer auprès du responsable scientifique.

Si je le souhaite, je serai informé(e) sur les résultats globaux à l'issue de la recherche par simple demande écrite auprès du responsable scientifique (cf. coordonnées page précédente).

J'ai lu et compris les renseignements ci-dessus et j'accepte de plein gré de participer à cette recherche.

Prénom et Nom du volontaire

Date :

Signature du volontaire :

L'investigateur confirme avoir expliqué à l'intéressé ci-dessus nommé la nature, les buts, les désagrèments et les bénéfices potentiels de l'étude en question.

Nom du chercheur associé

Date :

ANNEXE 1 BIS - NOTICE D'INFORMATION

Titre : ICM « Brain invaders » : mesure de couplage cérébral synchrone entre plusieurs individus.

Domaine scientifique :
Neurosciences cognitives, traitement du signal

Chercheurs titulaires, Responsables scientifiques du projet (Investigateurs principaux) :

Marco Congedo / CR1 CNRS
marco.congado@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
 GIPSA-lab, Domaine Universitaire
 11 rue des Mathématiques BP 46
 38402 Saint Martin d'Hères cedex
 Bureau D1195
 Tel. 33 (0)4 76 82 62 52
 Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Christian Jutten / UJF
christian.jutten@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
 GIPSA-lab, Domaine Universitaire
 11 rue des Mathématiques BP 46
 38402 Saint Martin d'Hères cedex
 Bureau D1111
 Tel. 33 (0)4 76 57 43 51
 Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Chercheur doctorant en charge des passations (Investigateur associé) :

Louis Korczowski
louis.korczowski@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
 GIPSA-lab, Domaine Universitaire
 11 rue des Mathématiques BP 46
 38402 Saint Martin d'Hères cedex
 Bureau D1181
 Tel. 33 (0)4 76 57 45 75

Support Logiciel :

Anton ANDREEV
andreev.anton@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
 GIPSA-lab, Domaine Universitaire
 11 rue des Mathématiques BP 46
 38402 Saint Martin d'Hères cedex
 Bureau D1185
 Tel. 33 (0)4 76 82 62 47

Support Expérimental :

Ekaterina Ostaschenko
ostaschenko@gmail.com
 GIPSA-lab, Domaine Universitaire
 11 rue des Mathématiques BP 46
 38402 Saint Martin d'Hères cedex

Lieu(x) de recherche:

Plateforme expérimentale « PerSee » au Gipsa-Lab (ENSE3, Domaine Universitaire, 38402 Saint Martin d'Hères, bâtiment D, 1^{er} étage) ayant reçu l'autorisation de recherche biomédicale délivrée par l'ARS Rhône-Alpes, n°460, le 3 juin 2010 pour une durée de 5 ans.

But du projet de recherche

L'objectif de cette étude est de savoir si l'activité cérébrale couplée entre plusieurs individus peut être renforcée par « Neurofeedback » .

Ce que l'on attend de vous

Si vous acceptez de participer à cette étude, vous remplirez suite à la précédente expérience (1) : un questionnaire de retour avant-test (Cf. ANNEXE 4) pour chacune des 7 prochaines sessions. Vous effectuerez (2) : Une partie, seul(e) avec une phase de calibration et une phase de jeu. Puis une partie multi-joueur avec 4 à 8 phases de jeu (la phase de jeu s'étalant sur 12 niveaux, l'ensemble des parties dure au total environ 60 minutes). Vous aurez des pauses entre les parties de jeux.

Vous remplirez (3) : un questionnaire de retour après-test (Cf. ANNEXE 5) portant essentiellement sur un retour subjectif de l'expérience.

La durée totale de l'expérience sera d'environ 90 min avec le temps de pose du matériel de mesure et les petits questionnaires : soit environ 7 x 90 minutes = 10 heures et 30 minutes en tout

Vos droits à la confidentialité

Les données obtenues seront traitées avec la plus grande confidentialité. Les réponses aux questionnaires seront également traitées automatiquement par informatique. Votre identité sera dissimulée à l'aide d'un numéro aléatoire. Aucun renseignement ne sera dévoilé qui pourrait révéler votre identité. Toutes les données seront gardées dans un endroit sécurisé et seuls les investigateurs de cette étude y auront accès.

Marco Congedo sera la personne auprès de laquelle vous pourrez exercer votre droit de consultation, de modification ou d'opposition des données vous concernant.

Vos droits de vous retirer de la recherche en tout temps

Votre participation à cette recherche est volontaire. Vous pouvez vous en retirer ou cesser votre participation en tout temps, et vous pouvez demander que vos données soient détruites, sans conséquences.

Votre décision de participer, de refuser de participer, ou de cesser votre participation n'aura aucun effet sur vos notes, statut à, ou relations futures avec l'Université de Grenoble.

Bénéfices

Les avantages attendus de cette recherche sont d'obtenir une meilleure compréhension des mécanismes cérébraux de couplage cérébrale interpersonnels. L'étude permettra de mettre en avant ou non l'importance de ce couplage cérébral pour améliorer les performances d'un système d'interface cerveau-machine (ICM).

Risques possibles

À notre connaissance, cette recherche n'implique aucun risque ou inconfort autre que ceux de la vie quotidienne.

L'activité électrique du cerveau est enregistrée à l'aide d'électrodes posées sur la tête (EEG). Les signaux transmis entre les cellules nerveuses étant très faibles, il faut qu'au moins 60 millions de neurones voisins s'activent en même temps pour que l'on commence à mesurer un potentiel électrique à la surface du crâne. C'est donc une activité relativement large qui est captée : on ne peut pas « lire dans vos pensées » !

L'ensemble du matériel utilisé est agréé CE pour l'utilisation en recherche biomédicale et ne présente aucun risque pour la santé. De plus, l'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte.

Diffusion

Cette recherche sera publiée dans des actes de conférence scientifiques et des articles de revue académique.

Vos droits de poser des questions en tout temps

Vous pouvez poser des questions au sujet de la recherche en tout temps en communiquant avec le responsable scientifique et les investigateurs associés projet de recherche par courrier électronique à :

Marco Congedo marco.congedo@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Pour le responsable scientifique.

Louis Korczowski louis.korczowski@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Pour le chercheur associé

Ekaterina Ostaschenko ostaschenko@gmail.com

Pour le support expérimental

ANNEXE 2 BIS - FORMULAIRE DE CONSENTEMENT ECLAIRE

Titre : ICM « Brain invaders » : mesure de couplage cérébral synchrone entre plusieurs individus.

Domaine scientifique :
Neurosciences cognitives, traitement du signal

Chercheurs titulaires, Responsables scientifiques du projet (Investigateurs principaux) :

Marco Congedo / CR1 CNRS
marco.congado@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex
Bureau D1195
Tel. 33 (0)4 76 82 62 52
Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Christian Jutten / UJF
christian.jutten@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex
Bureau D1111
Tel. 33 (0)4 76 57 43 51
Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Chercheur doctorant en charge des passations (Investigateur associé) :

Louis Korczowski
louis.korczowski@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex
Bureau D1181
Tel. 33 (0)4 76 57 45 75

Support Logiciel :

Anton ANDREEV
andreev.anton@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex
Bureau D1185
Tel. 33 (0)4 76 82 62 47

Support Expérimental :

Ekaterina Ostaschenko
ostaschenko@gmail.com
GIPSA-lab, Domaine Universitaire
11 rue des Mathématiques BP 46
38402 Saint Martin d'Hères cedex

Lieu(x) de recherche:

Plateforme expérimentale « PerSee » au Gipsa-Lab (ENSE3, Domaine Universitaire, 38402 Saint Martin d'Hères, bâtiment D, 1^{er} étage) ayant reçu l'autorisation de recherche biomédicale délivrée par l'ARS Rhône-Alpes, n°460, le 3 juin 2010 pour une durée de 5 ans.

Cette étude bénéficie de la déclaration réalisée par le Comité d'Ethique pour les Recherches Non Interventionnelles (CERNI) pour le traitement des données personnelles mis en œuvre dans le cadre des recherches biomédicales.

Je soussigné(e),, accepte volontairement de participer à cette étude. J'ai été pleinement informé(e) par le l'investigateur de cette recherche, sur le déroulement et la technique. Au cours de cette information, un formulaire explicatif m'a été remis. J'ai disposé d'un délai de réflexion suffisant. J'ai eu la possibilité de poser toutes les questions qui m'intéressaient au sujet de cette étude et des réponses claires m'ont été apportées.

J'ai été informé(e) que je suis libre de me retirer de l'étude à tout moment sans avoir à justifier ma décision et sans aucun préjudice de ce fait.

Les données qui me concernent resteront strictement confidentielles. Je n'autorise leur consultation que par le responsable scientifique et les investigateurs associés. Je consens à l'utilisation, à des fins licites, de tous les résultats et informations de cette étude à condition que mon anonymat soit scrupuleusement respecté. Je suis informé(e) que les résultats des évaluations auxquelles j'accepte de participer seront exploités dans un but de recherche et ce, à titre exclusivement confidentiel dans le respect de l'anonymat. J'accepte que les données enregistrées au cours de l'étude puissent faire l'objet d'un traitement informatisé. Je suis informé(e) que la mise en œuvre de mes droits d'accès et de rectification relatifs aux informations me concernant devra s'effectuer auprès du responsable scientifique.

Si je le souhaite, je serai informé(e) sur les résultats globaux à l'issue de la recherche par simple demande écrite auprès du responsable scientifique (cf. coordonnées page précédente).

J'ai lu et compris les renseignements ci-dessus et j'accepte de plein gré de participer à cette recherche.

Prénom et Nom du volontaire

Date :

Signature du volontaire :

L'investigateur confirme avoir expliqué à l'intéressé ci-dessus nommé la nature, les buts, les désagrèments et les bénéfices potentiels de l'étude en question.

Nom du chercheur associé

Date :

D.1.1.4 Critères d'inclusion

ANNEXE 3 –CAHIER D'OBSERVATION - INCLUSION VOLONTAIRE ADULTE

ICM « Brain invaders » : mesure de couplage cérébral synchrone entre plusieurs individus.

(Champ réservé à l'investigateur) **Expérimentateur** :

Code sujet : /_/_/_/_/_ - /_/_/_/_/_

Genre : Masculin Féminin

Age :

Critères d'inclusion :

Age compris entre 20 et 30 ans	oui <input type="checkbox"/> non <input type="checkbox"/>
Vision normale ou corrigée à la normale	oui <input type="checkbox"/> non <input type="checkbox"/>
Consentement éclairé signé (annexe 2)	oui <input type="checkbox"/> non <input type="checkbox"/>

Critères de non inclusion

Je suis concerné(e) par au moins un des cas suivants	oui <input type="checkbox"/> non <input type="checkbox"/>
Inclus dans une expérimentation clinique et/ou thérapeutique en cours présentant une interférence possible avec cette présente étude	
Pathologies neurologiques ou neuropsychiatrique passées ou actuelles (épilepsie, migraine forte, etc.)	
Historique de trauma crânien avec perte de conscience.	
Diabète, pathologie cardiaque, immunodéficience.	
Traitement médicamenteux susceptible de moduler l'activité cérébrale ou du système cardio-vasculaire. (benzodiazépine, antidépresseurs, neuroleptiques, lithium, etc.)	
Historique d'abus ou ingestion récente d'alcool, de drogues ou de produits dopants.	
Trouble sensoriel (daltonisme...) ou moteur important.	

D.2 Protocole 2 : Coopération / Compétition

D.2.1 Questionnaires

D.2.1.1 Questionnaire avant test

ANNEXE 4BIS - QUESTIONNAIRE DE RETOUR AVANT-TEST

ICM « Brain Invaders » : version multi-joueurs

(Champ réservé à l'investigateur) Expérimentateur :

Code sujet : /_/_/_/_/_ - /_/_/_/_/_ Etude/Référence :

Veillez utiliser l'échelle ci-dessous afin d'indiquer votre degré d'accord ou de désaccord avec chaque situation décrite. Cocher la case qui correspond le mieux à votre choix.

Pour les questions suivantes, utilisez cette échelle :

- 1 = *Pas du tout*
- 2 = *Un peu*
- 3 = *Moyennement*
- 4 = *Beaucoup*
- 5 = *Enormément*

N°	Question	Réponse (cochez la case correspondante)				
		1	2	3	4	5
1	Vous sentez-vous fatigué ?					
2	Combien de temps avez-vous dormi cette nuit ? heures				
3	Estimez-vous cette durée suffisante pour vous					
4	Diriez-vous que votre sommeil était de bonne qualité ?					
5	En général, vous appréciez la coopération ?					
6	En général, vous appréciez la compétition ?					
7	A première vue, l'autre volontaire vous semble-t-il sympathique ?					
8	Vous connaissez-vous l'autre volontaire ? 1= jamais vu ; 2= déjà vu ; 3 = connaissance ; 4 = amis ; 5= très bon amis					

D.2.1.2 Questionnaire après test

ANNEXE 5BIS - QUESTIONNAIRE DE RETOUR APRES-TEST I**ICM « Brain Invaders » : version multi-joueurs**

(Champ réservé à l'investigateur) Expérimentateur :

Code sujet : / / / / / - / / / / / Etude/Référence :

Veillez utiliser l'échelle ci-dessous afin d'indiquer votre degré d'accord ou de désaccord avec chaque situation décrite. Cocher la case qui correspond le mieux à votre choix. Les échelles correspondent aux réponses suivantes.

Pour les questions suivantes, utilisez cette échelle :

- 1 = *x beaucoup plus que y*
 2 = *x plus que y*
 3 = *x et y égaux*
 4 = *x moins que y*
 5 = *x beaucoup moins que y*

N°	Question	Réponse (cochez la case correspondante)				
		1	2	3	4	5
1	A quel point étiez-vous motivé pour détruire les cibles au cours du jeu ?					
	Coopération (x) comparé à Compétition (y)					
	1 Cible (x) comparé à 2 Cibles (y)					
2	Avez-vous le sentiment d'avoir mieux réussi une partie plutôt qu'une autre (personnellement)?					
	Coopération comparé à Compétition					
	1 Cible comparé à 2 Cibles					
3	Avez-vous eu l'impression générale de régresser ou progresser au cours du jeu ?					
	Régression (x) comparé à Progression (y)					
	I. Durant une même partie					
	II. Au cours de l'expérience					
4	Quelle partie vous préférez-vous ?					
	Coopération comparé à Compétition					
	1 Cible comparé à 2 Cibles					

Pour les questions suivantes, utilisez cette échelle :
 1 = Pas du tout ; 2 = Un peu ; 3 = Moyennement ; 4 = Beaucoup ; 5 = Enormément

N°	Question	1	2	3	4	5
5	A quel point étiez-vous motivé pour détruire les cibles au cours du jeu ?					
6	Quand il y avait deux cibles, étiez-vous distrait(e) par la cible de l'autre joueur ?					
7	Ressentiez-vous l'influence de l'autre joueur sur votre performance ?					
	Coopération					
	Compétition					
8	Comment avez-vous interagi avec l'autre joueur ?					
	Pendant le jeu					
	Pendant les pauses					
9	Est-ce que vous avez trouvé l'autre volontaire sympathique ?					
10	Avez-vous ressenti une affinité avec l'autre volontaire ?					
10	Facultatif : Si vous n'avez pas répondu 'Moyennement' (3), pouvez-vous nous en dire plus ?					

11 Quel but avez-vous recherché pendant les différentes parties ? (Plusieurs réponses possibles)

COOPERATION

COMPETITION

- | | | |
|--------------------------|--------------------------|---|
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | S'amuser |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | Être meilleur que l'autre joueur |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | Finir le jeu le plus rapidement |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | Obtenir le score meilleur pour moi |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | Obtenir le score meilleur pour l'équipe |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | Aucun |

12 Avez-vous une stratégie ou étiez-vous dans un état d'esprit particulier ?

13 *Facultatif*

Avez-vous de quelconques remarques ou suggestions à faire ? Si oui, lesquelles ?

D.2.1.3 Questionnaire Empathie

ANNEXE 6 - QUESTIONNAIRE DE RETOUR APRES-TEST II**ICM « Brain Invaders » : version multi-joueurs**

(Champ réservé à l'investigateur) Expérimentateur :

Code sujet : / / / / / - / / / / / Etude/Référence :

Pour les questions suivantes, utilisez cette échelle :

-2 = *très fortement en désaccord*
 -1 = *désaccord moyen*
 0 = *aucune opinion*
 1 = *assez d'accord*
 2 = *très fortement en accord*

N°	Question	Réponse				
		-2	-1	0	+1	+2
1	Les démonstrations d'affection en public me donnent envie de vivre beaucoup de moments comme cela.					
2	Quand je vois une personne que je ne connais pas, seule, alors qu'il y a près d'elle un groupe qui s'amuse, j'essaie de sentir si cela lui convient ou non d'être seule.					
3	Quand un ami à des problèmes graves, je l'écoute si ça lui fait du bien d'en parler.					
4	Il me serait pénible d'annoncer des mauvaises nouvelles à quelqu'un.					
5	J'apprécie les démonstrations d'affection en public car j'aime bien les gens qui expriment leurs sentiments.					
6	Lorsque je vois quelqu'un pleurer, j'attends près de lui qu'il se calme.					
7	Lorsque je lis un roman, j'arrive bien à imaginer les sentiments qu'un personnage peut ressentir.					
8	Quand je vois des personnes en détresse qui n'ont pas d'aide, je suis ému(e) et j'aimerais pouvoir les aider.					
9	Je suis capable de garder mon calme lorsque ceux qui sont autour de moi sont très agités.					
10	Quand une personne que j'aime est malheureuse ça me fait de la peine pour elle.					
11	Je trouve émouvants les gens qui pleurent de joie.					
12	Si les autres autour de moi sont déprimés, leur souffrance me touche, mais ça ne me rend pas déprimé(e).					
13	Quand quelqu'un est très fort, il éclate facilement de rire avec lui					

D.2.1.4 Notice D'Information et consentement

Pôle Grenoble Cognition – Comité d'Ethique pour les Recherches Non Interventionnelles (CERNI)
– Guide - 1

ANNEXE 1BIS - NOTICE D'INFORMATION

Titre : ICM « Brain invaders » : mesure de couplage cérébral synchrone entre plusieurs individus.

Domaine scientifique : Neurosciences cognitives, traitement du signal

Chercheurs titulaires, Responsables scientifiques du projet (Investigateurs principaux) :

Marco Congedo / CR1 CNRS

marco.congado@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Bureau D1195

Tel. 33 (0)4 76 82 62 52

Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Christian Jutten / UJF

christian.jutten@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Bureau D1111

Tel. 33 (0)4 76 57 43 51

Fax 33 (0)4 76 57 47 90

Chercheur doctorant en charge des passations (Investigateur associé) :

Louis Korczowski

louis.korczowski@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Bureau D1181

Tel. 33 (0)4 76 57 45 75

Support Logiciel :

Anton ANDREEV

andreev.anton@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Bureau D1185

Tel. 33 (0)4 76 82 62 47

Support Expérimental :

Martine Cederhout

martine.cederhout@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

GIPSA-lab, Domaine Universitaire

11 rue des Mathématiques BP 46

38402 Saint Martin d'Hères cedex

Lieu(x) de recherche :

Plateforme expérimentale « PerSee » au Gipsa-Lab (ENSE3, Domaine Universitaire, 38402 Saint Martin d'Hères, bâtiment D, 1^{er} étage) ayant reçu l'autorisation de recherche biomédicale délivrée par l'ARS Rhône-Alpes, n°460, le 3 juin 2010 pour une durée de 5 ans.

But du projet de recherche

L'objectif de cette étude est d'étudier simultanément l'activité cérébrale de plusieurs individus durant un jeu multi-joueurs contrôlé par la pensée.

Ce que l'on attend de vous

Si vous acceptez de participer à cette étude (laquelle se déroule en deux sessions), vous remplirez (1) : un questionnaire de retour avant-test (Cf. ANNEXE 4BIS) ; vous effectuerez (2) : une session d'expérience dans laquelle vous jouerez au jeu Brain Invaders seul(e) (d'environ 45 min, dont 15 min de jeu). Puis, au cours la seconde session, une partie multi-joueurs avec 4 à 6 phases de jeu (d'environ 75 min, dont 45 min de jeu). Vous aurez des pauses entre les parties.

Vous remplirez (3) : un questionnaire de retour après-test (Cf. ANNEXE 5BIS) portant essentiellement sur un retour subjectif de l'expérience et un questionnaire générique (Cf. ANNEXE 6).

La durée totale des deux sessions de l'expérience sera d'environ 120 min (45 + 75) en comptant également le temps de pose du matériel de mesure, les explications et les formulaires et questionnaires

Vos droits à la confidentialité

Les données obtenues seront traitées avec la plus grande confidentialité. Les réponses aux questionnaires seront également traitées automatiquement par informatique. Votre identité sera dissimulée à l'aide d'un numéro aléatoire. Aucun renseignement ne sera dévoilé qui pourrait révéler votre identité. Toutes les données seront gardées dans un endroit sécurisé et seuls les investigateurs de cette étude y auront accès.

Marco Congedo sera la personne auprès de laquelle vous pourrez exercer votre droit de consultation, de modification ou d'opposition des données vous concernant.

Vos droits de vous retirer de la recherche en tout temps

Votre participation à cette recherche est volontaire. Vous pouvez vous en retirer ou cesser votre participation en tout temps, et vous pouvez demander que vos données soient détruites, sans conséquences.

Votre décision de participer, de refuser de participer, ou de cesser votre participation n'aura aucun effet sur vos notes, statut à, ou relations futures avec l'Université de Grenoble.

Bénéfices

Les avantages attendus de cette recherche sont d'obtenir une meilleure compréhension des mécanismes de couplage cérébrale interpersonnels. L'étude permettra de mettre en avant ou non l'importance de ce couplage cérébral pour améliorer les performances d'un système d'interface cerveau-machine (ICM).

Risques possibles

À notre connaissance, cette recherche n'implique aucun risque ou inconfort autre que ceux de la vie quotidienne.

L'activité électrique du cerveau est enregistrée à l'aide d'électrodes posées sur la tête (EEG). Les signaux transmis entre les cellules nerveuses étant très faibles, il faut qu'au moins 60 millions de neurones voisins s'activent en même temps pour que l'on commence à mesurer un potentiel électrique à la surface du crâne. C'est donc une activité relativement large qui est captée : on ne peut pas « lire dans vos pensées » !

L'ensemble du matériel utilisé est agréé CE pour l'utilisation en recherche biomédicale et ne présente aucun risque pour la santé. De plus, l'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte.

Diffusion

Cette recherche sera publiée dans des actes de conférence scientifiques et des articles de revue académique.

Vos droits de poser des questions en tout temps

Vous pouvez poser des questions au sujet de la recherche en tout temps en communiquant avec le responsable scientifique et les investigateurs associés projet de recherche par courrier électronique à :

Marco Congedo marco.congedo@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Pour le responsable scientifique.

Louis Korczowski louis.korczowski@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Pour le chercheur associé

Martine Cederhout martine.cederhout@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Pour le support expérimental

D.2.1.5 Critères d'inclusion

Les critères d'inclusions sont les mêmes que pour le protocole 1 (voir annexe D.1.1.4)

Données récoltées

E.1 Classification

E.2 Comparaison classifieurs collaboratifs

Étude pratiquée hors ligne sur les données enregistrées du protocole 1 (détails section 3.2).

TABLE E.1 – Performances en terme d’AUC ROC moyen après 100 bootstraps. 40 fenêtres par classe pour l’entraîment ($K = 80$). Π : performance AUC ROC des classifieurs basés sur le MDM Riemannien. Π^{SWLDA} : performance AUC ROC des variantes basées sur le SWLDA.

AVG(RMSE)	Π_{hyper}	Π_{multi}	Π_1	Π_2	$\Pi_{\text{hyper}}^{\text{SWLDA}}$	$\Pi_{\text{multi}}^{\text{SWLDA}}$	Π_1^{SWLDA}	Π_2^{SWLDA}
G1	0,977	0,983	0,963	0,905	0,738	0,794	0,742	0,693
G2	0,935	0,948	0,946	0,834	0,665	0,717	0,682	0,646
G3	0,953	0,967	0,865	0,962	0,806	0,845	0,719	0,826
G4	0,954	0,970	0,801	0,965	0,792	0,807	0,670	0,803
G5	0,953	0,966	0,943	0,902	0,756	0,808	0,744	0,730
G6	0,923	0,930	0,881	0,922	0,785	0,800	0,753	0,713
G7	0,951	0,966	0,924	0,908	0,775	0,825	0,780	0,726
G8	0,951	0,965	0,877	0,941	0,773	0,818	0,717	0,769
G9	0,888	0,917	0,727	0,940	0,705	0,720	0,619	0,718
G10	0,963	0,975	0,953	0,896	0,784	0,813	0,771	0,720
G11	0,949	0,969	0,912	0,920	0,799	0,811	0,695	0,786
G14	0,958	0,979	0,962	0,927	0,779	0,846	0,779	0,766
G15	0,864	0,872	0,920	0,824	0,716	0,772	0,665	0,753
G16	0,978	0,989	0,935	0,970	0,756	0,833	0,742	0,787
G17	0,920	0,944	0,843	0,904	0,709	0,762	0,680	0,707
G18	0,843	0,869	0,742	0,904	0,685	0,696	0,625	0,671
G19	0,904	0,925	0,854	0,876	0,688	0,738	0,672	0,675
MOYENNE	0,933	0,949	0,885	0,912	0,748	0,788	0,709	0,735
STD	0,038	0,036	0,073	0,041	0,045	0,046	0,051	0,050

TABLE E.2 – Performances en terme d’AUC ROC moyen après 100 bootstraps. 20 fenêtres par classe pour l’entraîment ($K = 40$). Π : performance AUC ROC des classifieurs basés sur le MDM Riemannien. Π^{SWLDA} : performance AUC ROC des variantes basées sur le SWLDA.

AVG(RMSE)	Π_{hyper}	Π_{multi}	$\bar{\Pi}$	$\Pi_{\text{hyper}}^{\text{SWLDA}}$	$\Pi_{\text{multi}}^{\text{SWLDA}}$	$\bar{\Pi}^{\text{SWLDA}}$
G1	0,927	0,956	0,884	0,630	0,684	0,637
G2	0,881	0,902	0,836	0,610	0,615	0,587
G3	0,879	0,929	0,863	0,705	0,734	0,680
G4	0,903	0,928	0,832	0,711	0,722	0,669
G5	0,900	0,927	0,873	0,660	0,695	0,647
G6	0,887	0,901	0,865	0,679	0,720	0,666
G7	0,870	0,903	0,833	0,671	0,713	0,664
G8	0,878	0,920	0,852	0,633	0,669	0,622
G9	0,791	0,837	0,764	0,571	0,610	0,588
G10	0,900	0,938	0,866	0,672	0,688	0,641
G11	0,890	0,927	0,858	0,655	0,672	0,631
G14	0,898	0,944	0,888	0,701	0,732	0,677
G15	0,802	0,814	0,809	0,628	0,648	0,605
G16	0,932	0,963	0,907	0,641	0,701	0,648
G17	0,843	0,894	0,815	0,629	0,638	0,602
G18	0,770	0,810	0,766	0,615	0,637	0,600
G19	0,822	0,856	0,792	0,625	0,644	0,607
MOYENNE	0,869	0,903	0,841	0,649	0,678	0,634
STD	0,047	0,047	0,041	0,038	0,040	0,031

E.2.1 Classification temps réel Procole 1

TABLE E.3 – Taux de réussite moyen durant le procole 1 pour chaque pair de sujet dans les deux conditions (solo et collaboration). La différence entre le meilleur joueur Solo (max) et la performance en collaboration est significative ($t_{\text{val}}(16) = 4.90$, $p_{\text{val}} < 0.001$). MOY : moyenne.

Couple	Solo (min)	Solo (moy)	Solo (max)	Collaboration
1	0,429	0,439	0,450	0,679
2	0,243	0,317	0,391	0,643
3	0,321	0,411	0,500	0,735
4	0,563	0,603	0,643	0,692
5	0,375	0,563	0,750	0,783
6	0,500	0,531	0,563	0,581
7	0,321	0,386	0,450	0,610
8	0,360	0,461	0,563	0,692
9	0,429	0,429	0,429	0,735
10	0,391	0,432	0,474	0,632
11	0,563	0,627	0,692	0,837
14	0,529	0,611	0,692	0,800
15	0,500	0,550	0,600	0,632
16	0,429	0,451	0,474	0,800
17	0,409	0,455	0,500	0,735
18	0,360	0,394	0,429	0,507
19	0,429	0,560	0,692	0,571
MOY	0,421	0,484	0,547	0,686

E.2.2 Classification temps réel Procole 2

TABLE E.4 – Performance détaillée en terme de taux de réussite pour chaque sujet durant le protocole 2. P1/P2 : joueur 1/joueur 2. s1 à s4 : bloc 1 à 4. MOY : moyenne. STD : déviation standard.

	Joueur 1					Joueur 2				
	P1 s1	P1 s2	P1 s3	P1 s4	P1 MOY	P2 s1	P2 s2	P2 s3	P2 s4	P2 MOY
1	0,800	0,750	0,850	0,600	0,750	0,950	0,800	0,900	0,950	0,900
2	0,850	0,900	1,000	0,900	0,913	0,850	0,600	0,750	0,500	0,675
3	0,950	0,900	0,800	0,800	0,863	0,800	0,700	0,800	0,800	0,775
4	0,600	0,650	0,600	0,700	0,638	1,000	0,900	0,850	0,850	0,900
5	0,850	0,750	0,750	0,900	0,813	0,700	0,800	0,700	0,850	0,763
6	0,900	1,000	0,750	0,950	0,900	0,800	0,900	0,950	0,800	0,863
7	0,900	0,950	0,950	0,850	0,913	0,700	0,450	0,650	0,600	0,600
8	0,650	0,900	0,900	0,750	0,800	0,700	0,700	0,650	0,650	0,675
9	0,800	0,950	0,900	0,800	0,863	0,550	0,500	0,500	0,350	0,475
10	1,000	1,000	0,950	1,000	0,988	0,750	0,550	0,350	0,300	0,488
11	0,950	0,950	0,900	1,000	0,950	0,650	0,950	0,900	0,750	0,813
12	0,700	0,650	0,550	0,650	0,638	0,550	0,600	0,550	0,450	0,538
13	0,800	0,800	0,900	0,750	0,813	0,900	0,850	0,800	0,600	0,788
14	1,000	0,950	1,000	0,950	0,975	0,950	1,000	0,950	0,950	0,963
15	1,000	0,950	0,900	0,800	0,913	0,850	0,850	0,950	0,750	0,850
16	0,550	0,400	0,550	0,600	0,525	0,700	0,600	0,650	0,550	0,625
17	0,950	0,800	0,950	0,450	0,788	0,900	0,650	0,850	0,600	0,750
18	0,450	0,450	0,700	0,500	0,525	0,900	0,950	0,900	0,650	0,850
19	0,800	0,750	0,650	0,600	0,700	0,900	0,950	0,850	0,950	0,913
20	0,600	0,200	0,550	0,550	0,475	0,450	0,600	0,450	0,450	0,488
21	0,250	0,350	0,400	0,100	0,275	0,450	0,500	0,150	0,200	0,325
22	0,750	0,700	0,900	0,900	0,813	0,850	0,650	0,750	0,650	0,725
MOY	0,777	0,759	0,791	0,732	0,765	0,766	0,730	0,720	0,645	0,715
STD	0,196	0,228	0,174	0,216	0,185	0,161	0,171	0,213	0,213	0,172

TABLE E.5 – Taux de réussite durant le protocole 2 moyenné pour chaque sujet sur les quatre blocs de jeu (à chaque début de bloc, on recommence l’adaptation depuis le départ). Ce taux de réussite est moyenné par tranche de 5 niveaux dans l’ordre chronologique. Le taux de réussite augmente de manière significative entre les 5 premiers (1-5) et les 5 suivants (5-10) ($t_{\text{val}}(43) = +8.02$, $p_{\text{val}} < 0.001$) puis entre les niveaux 5-10 et 11-15 ($t_{\text{val}}(43) = +3.73$, $p_{\text{val}} < 0.001$) mais l’effet n’est plus significatif entre les niveaux 11-15 et 16-20. MOY : moyenne. Voir figure E.1 pour résumé.

niveaux	1-5	6-10	11-15	16-20
	0,75	0,55	0,9	0,8
1	0,85	0,85	1	0,9
	0,75	0,95	1	0,95
2	0,7	0,8	0,6	0,6
	0,75	0,95	0,9	0,85
3	0,7	0,7	0,9	0,8
	0,45	0,75	0,7	0,65
4	0,7	0,95	1	0,95
	0,6	0,9	0,9	0,85
5	0,5	0,7	0,9	0,95
	0,8	0,9	1	0,9
6	0,65	0,9	0,95	0,95
	0,8	0,95	1	0,9
7	0,35	0,7	0,6	0,75
	0,45	0,9	1	0,85
8	0,6	0,65	0,8	0,65
	0,75	0,9	0,9	0,9
9	0,25	0,45	0,6	0,6
	1	0,95	1	1
10	0,25	0,45	0,6	0,65
	0,9	1	1	0,9
11	0,7	0,85	0,85	0,85
	0,45	0,7	0,65	0,75
12	0,25	0,5	0,7	0,7
	0,6	0,8	1	0,85
13	0,65	0,8	0,8	0,9
	0,9	1	1	1
14	0,85	1	1	1
	0,85	1	0,9	0,9
15	0,6	0,9	0,95	0,95
	0,1	0,5	0,75	0,75
16	0,3	0,75	0,75	0,7
	0,7	0,8	0,85	0,8
17	0,6	0,65	0,85	0,9
	0,45	0,5	0,5	0,65
18	0,75	1	0,8	0,85
	0,4	0,65	1	0,75
19	0,85	0,9	0,95	0,95
	0,25	0,4	0,6	0,65
20	0,35	0,4	0,65	0,55
	0,2	0,15	0,5	0,25
21	0,1	0,35	0,3	0,55
	0,7	0,8	0,8	0,95
22	0,7	0,7	0,8	0,7
MOY	0,588	0,749	0,823	0,801

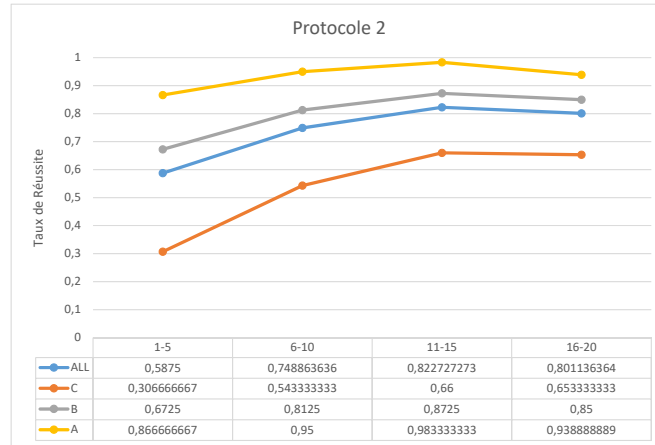


FIGURE E.1 – Taux de réussite durant le protocole 2 moyenné pour chaque sujet sur les quatre blocs de jeu (à chaque début de bloc, on recommence l’adaptation depuis le départ). Ce taux de réussite est moyenné par tranche de 5 niveaux dans l’ordre chronologique (1-5, 6-10, 11-15, 16-20). (ALL) : moyenne sur tous les 44 sujets, (A) uniquement les sujets ayant un taux de réussite initial supérieur à 0.8 (inclu). (B) sujets ayant un taux de réussite initial compris entre 0.5 (inclu) et 0.8 (exclu). (C) sujets ayant un taux de réussite initial inférieur 0.5 (exclu). Se référer à la table E.5 pour le chiffres détaillés.

E.3 Résultats Questionnaires

E.3.1 Protocole 1 : Solo / Collaboration

E.3.1.1 Résultats des questionnaires

Les participants ont répondu au questionnaire avant-test en annexe D.1.1.1 et questionnaire après-test en annexe D.1.1.2. Les résultats sont résumés dans la table E.6 et une analyse statistique détaillées est disponible plus bas dans cette section. L’étude a été réalisée par Merrick Dida, assistant de recherche en psychologie.

TABLE E.6 – Résultats du questionnaire d'après-test durant le protocole 1 pour chaque groupe (deux lignes par groupe correspondant au joueur 1 et 2 respectivement). Le questionnaire est en annexe D.1.1.2.(*) échelle 1 à 5 : de pas du tout à énormément, 3 : moyennement. (**) échelle -3 à 3 : de "forte regression (\ggg)" à "forte progression (\lll)", 0 : "neutre (=)". N/A : non-applicable, question laissée sans réponse. Cellules colorées selon l'échelle utilisée, rouge : note la plus basse, vert : note la plus haute, orange : milieu. Questions (.1 solo, .2 collaboration) : 1 "A quel point étiez-vous concentrés sur les cibles au cours du jeu ?"; 2 "Pensiez-vous en même temps à autre chose qu'à détruire les cycles ?"; 3 "Diriez-vous que la rapidité avec laquelle vous avez détruit les cibles était élevée ?"; 4 "Avez-vous eu l'impression générale de progresser ou régresser au cours du jeu ?"; 5 "Avez-vous le sentiment d'avoir mieux réussi une partie plutôt qu'une autre ?"; 6 "Vous sentiez-vous à l'aise ?"; 7 "Vous sentiez-vous impliqué personnellement ?"; 8 "Lorsque vous jouiez en équipe, ressentiez-vous l'influence des autres joueurs ?"; 9 "Quelle partie était la plus intéressante ?". MOY : moyenne. STD : déviation standard.

paire	1.1*	1.2*	2.1*	2.2*	3.1*	3.2*	4.1**	4.2**	5**	6.1*	6.2*	7.1*	7.2*	8*	9**
1	4	4	3	2	2	4	0	+1	-1	4	4	4	4	4	-2
	4	4	4	3	3	4	+1	+3	+2	3	4	3	3	4	0
2	5	5	3	2	3	4	+1	+2	+3	3	4	4	4	3	+3
	4	4	3	1	3	4	+2	+3	+3	4	4	3	3	3	+2
3	4	4	3	2	4	4	+3	N/A	+1	4	4	5	4	4	+2
	4	3	1	1	5	4	+2	+1	-1	5	4	3	3	3	-1
4	5	5	2	1	3	5	+2	0	+3	4	5	4	4	2	+2
	4	4	4	3	3	4	+2	+1	+3	3	4	3	2	3	-1
5	4	4	2	2	3	3	+2	+2	N/A	2	2	3	3	3	+1
	4	3	3	4	3	4	+2	+2	N/A	4	3	3	3	4	-1
6	3	2	3	3	4	3	+2	0	0	3	3	4	3	3	0
	4	4	3	2	3	4	+1	+3	+2	4	4	4	4	4	0
7	5	5	2	1	3	4	+1	+2	+1	5	5	5	5	4	+2
	4	3	3	3	3	2	+1	-1	-1	3	4	4	3	4	+2
8	4	4	2	2	3	3	+1	+1	+2	4	4	3	3	4	+2
	4	5	2	3	4	4	+2	0	+1	5	5	4	5	2	+3
9	5	4	2	2	4	4	+3	+3	+3	5	5	5	5	5	+3
	4	4	3	3	3	3	+1	+3	+3	4	5	4	5	4	+3
10	4	4	2	3	4	3	+2	+1	+2	3	4	4	3	3	+1
	5	5	2	2	4	3	+1	0	-2	5	5	5	5	3	+1
11	4	5	3	2	3	4	+2	+2	+1	3	4	4	4	1	+2
	5	5	4	3	3	4	+2	+2	+2	4	4	4	4	3	+3
14	4	4	3	2	3	4	+1	+2	+3	4	4	5	5	1	+1
	4	4	1	2	5	5	0	0	0	4	4	3	4	3	0
15	4	4	3	3	3	4	+3	0	0	4	3	1	1	1	0
	4	4	2	2	3	4	+2	0	+1	4	4	4	4	1	+1
16	4	4	2	2	4	4	+3	0	+1	4	4	3	3	4	+2
	4	4	2	1	3	4	+1	+2	+2	4	4	4	4	4	0
17	4	4	2	1	3	5	+1	+2	+3	4	4	3	4	2	+1
	5	5	2	2	3	4	+2	+2	+3	4	4	5	5	4	+2
18	4	4	3	3	1	3	+2	+2	+1	4	3	4	4	4	+2
	4	4	3	2	3	4	0	+1	+2	3	4	3	4	4	+2
19	4	4	3	2	1	4	+2	0	+3	4	4	3	4	1	+3
	4	5	4	1	2	4	+1	+1	+3	2	1	4	4	3	+3
MOY	4,2	4,1	2,6	2,1	3,1	3,8	+1,6	+1,3	+1,5	3,8	3,9	3,7	3,8	3,1	+1,3
STD	0,5	0,7	0,8	0,8	0,9	0,6	+0,8	+1,1	+1,5	0,8	0,8	0,9	0,9	1,1	+1,4

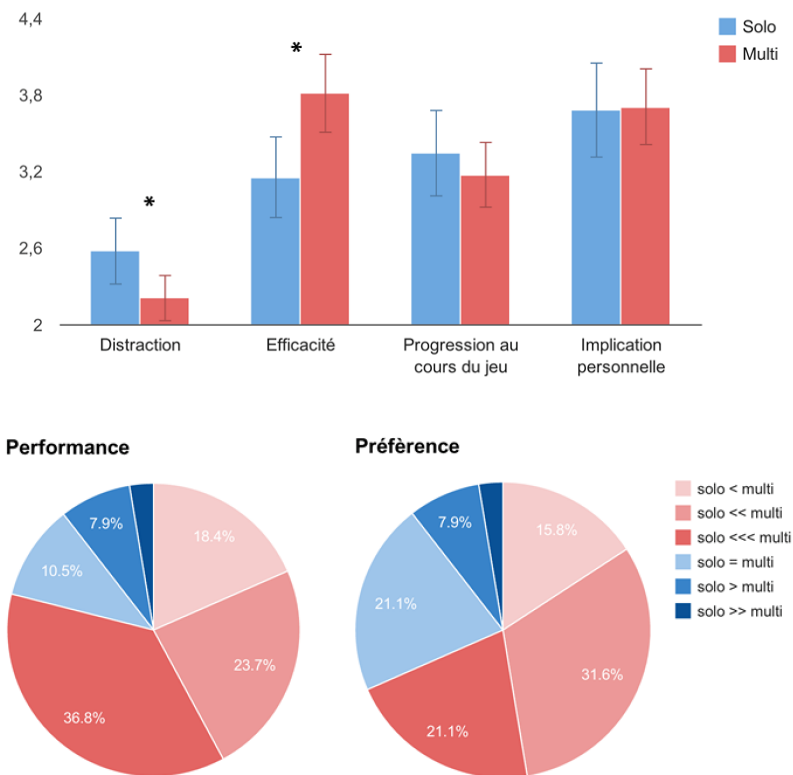


FIGURE E.2 – Visualisation des réponses des questionnaires d'après-test (basée sur les réponses de l'annexe D.1.1.2) pour le protocole 1 solo versus collaboration (noté multi ici).

E.3.1.2 Rapport d'analyse

Le document suivant représente les travaux de Merrick Dida, assistant de recherche en psychologie afin de trouver des relations entre les résultats des questionnaires et la performance de classification durant le protocole 1. Dans ce document la condition Collaboration est notée *Multi*.

Compte rendu du questionnaire de retour après-test Session 2014

I // Description des réponses et corrélations avec les performances

Réponses à la question A1 : A quel point étiez-vous concentrés sur les cibles au cours du jeu ?

Solo : Moyenne : 4,21
Minimum : 3 Variance : 0,229
Maximum : 5

Multi : Moyenne : 4,03
Minimum : 2 Variance : 0,454
Maximum : 5

On remarque que les moyennes des réponses sont relativement élevées (4 correspondant à « Beaucoup » sur notre échelle).

On trouve un coefficient des corrélations (Rho se Spearman) positif de 0,712 avec une significative au niveau 0,01 (bilatéral) entre les réponses à cette question en condition Solo et en conditions Multi. Cependant, aucune de ces questions n'a de corrélation significative avec les performances.

Réponses à la question A2 : Pensiez vous en même temps à autre chose qu'à détruire les cibles ?

Solo : Moyenne : 2,47
Minimum : 1 Variance : 0,449
Maximum : 4

Multi : Moyenne : 2,24
Minimum : 1 Variance : 0,610
Maximum : 4

Ici les moyennes sont relativement basses (entre 2 et 3, ce qui correspond à « Rarement » dans notre échelle).

On trouve ici aussi une corrélation positive de coefficient 0,448 (Rho de Spearman) et significative au niveau 0,01 (bilatéral) entre les réponses à cette question en condition Solo et Multi. Cependant, aucune corrélations entre les réponses à cette question et les performance n'a été observé.

Réponses à la question A3 : Diriez-vous que la rapidité avec laquelle vous avez détruit les cibles était élevée ?

Réponses à la question A6 : Vous sentiez-vous à l'aise ?

Solo : Moyenne : 3,79 Variance : 0,593
 Minimum : 2 Maximum : 5

Multi : Moyenne : 3,97 Variance : 0,514
 Minimum : 2 Maximum : 5

Ici encore, on remarque que les moyennes sont relativement équivalentes pour les deux parties et tendent vers 4, soit « Beaucoup » sur notre échelle.

Les réponses à la question dans les conditions Solo et Multi sont corrélées (Rho de Spearman) avec un coefficient de 0,501 et significatif au niveau 0,01 (bilatéral). De plus, les réponses à la question dans la conditions multijoueur sont corrélées négativement avec avec les performances avec un coefficient de -0,425 et une significativité du niveau 0,05 (bilatéral). (La corrélation est négative car l'échelle des performances est inversée, 0 étant la meilleure performance).

Réponses à la question A7 : Vous sentez vous impliqués personnellement ?

Solo : Moyenne : 3,68 Variance : 1,013
 Minimum : 1 Maximum : 5

Multi : Moyenne : 3,68 Variance : 1,135
 Minimum : 1 Maximum : 5

Ici les deux moyennes sont identiques et sont comprises entre 3 et 4 c'est à dire entre « Moyennement » et « Beaucoup » dans notre échelle.

Les réponses à la question dans les conditions Solo et Multi sont fortement corrélées entre elles (Rho de Spearman) avec un coefficient de 0,798 et une significativité de niveau 0,01 (bilatéral). On observe cependant aucune corrélation entre les réponses à cette question et les performances effectives des sujets.

Réponses à la question A8 : Lorsque vous jouiez en équipe, ressentiez-vous l'influence des autres joueurs ?

Moyenne : 3,12 Variance : 1,258
 Minimum : 1 Maximum : 5

Ici la moyenne correspond à « Moyennement » sur notre échelle.

Les réponses à cette question ne sont pas corrélées avec les performance.

Réponses à la question A9 : Quelle partie était la plus intéressante ?

Solo : Moyenne : 3,26 Variance : 0,564
 Minimum : 1 Maximum : 5

Multi : Moyenne : 3,79 Variance : 0,471
 Minimum : 2 Maximum : 5

Ici les moyennes des réponses aux questions, toujours semblables entre les deux parties, sont situées entre 3 et 4 soit entre « Moyen » et « Beaucoup » dans notre échelle.

Les réponses concernant la partie Solo et la partie Multi ne sont pas corrélées entre elles. Cependant on observe une corrélation négative (Rho de Spearman) de coefficient -0,422 significative au niveau 0,05 (bilatéral) entre les réponses à cette question en condition Multi et les performances effectives du sujet.

Réponses à la question A4 : Avez-vous eu l'impression générale de progresser (7) ou de régresser (1) au cours du jeu ?

Solo : Moyenne : 5,64 Variance : 0,739
 Minimum : 4 Maximum : 7

Multi : Moyenne : 5,02 Variance : 1,314
 Minimum : 3 Maximum : 7

Ici, les moyennes des réponses à cette question sont aussi semblables entre les deux parties et sont situées entre 5 et 6 soit entre « Légère progression » et « Moyenne progression », on peut donc conclure que les participants ont, en moyenne, eu l'impression générale de progresser légèrement au cours du jeu.

Les réponses à la question en condition Solo et Multi ne sont pas corrélées entre elles et ne sont pas plus corrélées avec les performances effectives des sujets.

Réponses à la question A5 : Avez vous le sentiment d'avoir mieux réussi une partie plutôt qu'une autre ?

Moyenne : 5,59 Variance : 2,055
 Minimum : 2 Maximum : 7

Ici la moyenne des réponses est comprise entre 5 et 6, c'est à dire entre « Partie 1 < Partie 2 » et « Partie 1 << Partie 2 » dans notre échelle. On peut donc conclure que la majorité des participants bien mieux réussi la partie Multijoueur que Solo.

Les réponses à cette question ne sont cependant pas corrélées avec les performances Multijoueurs des participants.

précisément si le participant pensait à autre chose) et sur la sensation de rapidité de destruction des cibles semblent corrélées entre elles.
Ainsi, une corrélation négative de coefficient -0,485 significative au niveau 0,01 lie les réponses à ces deux questions pour leur condition Solo. Pour leur condition Multi, cette corrélation entre les deux question est d'un coefficient de -0,363 significative au niveau 0,05.

Une corrélation de coefficient 0,431 et significative au seuil 0,05 (bilatéral) entre les réponses aux questions **A5** (Avez vous le sentiment d'avoir mieux réussi une partie plutôt qu'une autre ?) et **A9** (Quelle partie était la plus intéressante ?) est observable.

On peut conclure que cette tendance confirme que les participants ont trouvé plus intéressante la partie qu'ils ont le mieux réussie.

Conclusion :

Les réponses pour une même question ne varient pas énormément suivant la partie (Solo ou Multi) car les moyennes de réponses obtenues aux deux parties sont souvent semblables et corrélées. Seuls deux questions ont un semblant de corrélation avec les performances réelles du participant :

Je n'ai pas trouvé d'autres questions ayant un semblant de corrélation entre elles : La question A32, c'est à dire si le participant pensait avoir détruit les cibles avec rapidité en multijoueur (coeff. de corrélation à -0,422 et $p < 0,05$) et la question A62, c'est à dire si le participant se sentait à l'aise lors de la partie multijoueur (coeff. de corrélation à -0,425 avec $p < 0,05$). Ici les corrélations sont négatives car le score est sur une échelle au sens inverse de l'échelle de ces deux questions.

Pour ce qui est de corrélations entre différents questions elles-mêmes, on remarque une tendance à la corrélation entre les questions A1 et A2, A2 et A3, ainsi qu'entre les question A1, A6 et A7. La proximité des questions A1 et A2 dans leur sens qui est de connaître la concentration du participant justifie la corrélation entre ces deux questions. Nos connaissances sur les BCI utilisant le P300 nous permettent aussi d'expliquer simplement la corrélation entre A2 et A3 (concentration et rapidité à détruire la cible). Enfin les questions A6, A7 et A1 (Sentiment d'aise, implication personnelle et concentration) sont aussi corrélées entre elles.

Moyenne : 5,12 Variance : 1,804
Minimum : 2 Maximum : 7

Ici la moyenne est proche de 5, ce qui correspond sur notre échelle à « Partie 1 < Partie 2 ».
On peut donc dire qu'en moyenne, les participants ont trouvé la partie 2 plus intéressants, c'est à dire le Multi.
On observe cependant aucune corrélation entre les réponses à cette question et les performances effectives des sujets.

II / Corrélation des questions entre elles

(Dans ce tableaux ne seront présentés que les questions ayant des relations entre elles qui ont été ressorties du **Tableau général de corrélation** disponible en annexe. Pour plus de détail, consulter le tableau joint)

Réponses à la question **A1** : « A quel point étiez-vous concentrés sur les cibles au cours du jeu ? » Et à la question **A2** : « Pensez vous en même temps à autre chose qu'à détruire les cibles ? » affichent une tendance à la corrélation :
- Coefficient de corrélation de -0,342 entre les réponses pour les conditions Solo des questions **A1** et **A2** (significatif au seuil 0,05).
- Coefficient de corrélation de -0,353 entre les réponses pour les conditions Multi des questions **A1** et **A2** (significatif au seuil 0,05).

Cela semble logique car les deux questions tournent autour de la concentration.

Ces deux questions ont aussi une tendance à la corrélation avec Questions **A6** (Vous sentiez-vous à l'aise ?) et **A7** (Vous sentez vous impliqués personnellement ?). Avec des coefficients variants entre 0,38 et 0,6 sous le seuil de significativité 0,05 (Voir tableau joint en annexe pour plus de détails)

Ainsi, ces deux questions **A6** et **A7** qui mesurent respectivement la sensation d'aise du participant et leur implication personnelle affichent entre elles-mêmes une tendance à la corrélation mais affichent aussi une tendance à la corrélation avec la concentration du participants (questions **A1** et **A2**).

Les questions **A2** et **A3**, qui portent respectivement sur la concentration (plus

Cependant, aucun de ceux deux facteurs de semblent corrélés avec performances effectives des sujets.

III / Analyse Factorielle

Deux analyses factorielles ont été mené. L'une pour la composante Solo des questions et l'autre pour la composante Multi.

Solo :

L'analyse en composante principale avec rotation varimax obtient un indice Kaiser-Meyer-Oklind de 0.515 (Mediocre). Ici, 6 questions sont prises en compte dans deux composantes :

- A11,A61 et A71 forment une composante « **Volonté**»
- A21,A31 et A41 forment une composante « **Performance Attendues** »

Rotation de la matrice des composantes^a

	Composante	
	1	2
A11	.606	.091
A21	-.389	-.767
A31	.057	.855
A41	-.126	.363
A61	.765	.150
A71	.797	-.298

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.
 Méthode de rotation : Varimax avec normalisation Kaiser.
 a. Convergence de la rotation dans 3 itérations.

Multi : L'analyse en composante principale avec rotation varimax obtient un indice Kaiser-Meyer-Oklind de 0.531 (Mediocre). Ici, 7 questions ont été partagés en 3 composantes :

- La première composante semble mesurer **la volonté**. (A12,A62,A72) (On retrouve ici les mêmes questions formant la composante que pour la condition Solo)
- La deuxième semble mesurer les **performances attendues** par le participant (A32,A22).
- La troisième semble mesurer la **progression estimée** du participant (A42,A8)

Rotation de la matrice des composantes^a

	Composante		
	1	2	3
A12	.741	.297	-.122
A22	-.484	-.489	-.035
A32	.075	.918	-.024
A42	.059	.267	.811
A62	.734	.153	.013
A72	.866	-.159	.150
A8	-.018	-.342	.734

Méthode d'extraction : Analyse en composantes principales.
 Méthode de rotation : Varimax avec normalisation Kaiser.
 a. Convergence de la rotation dans 5 itérations.

L'analyse factorielle des questions portant sur la condition Solo à déterminé deux composantes principales, l'une traduisant la « Volonté » du participant et l'autre traduisant ses « Performances attendues ». Cependant, aucune de ces deux composantes ne s'est révélé être corrélée avec les performances effectives des participants.

L'analyse factorielle des questions portant sur la condition Multi à déterminé trois composantes principales. Comme pour le Solo, deux composantes peuvent être traduites par la « Volonté » et les « Performances attendues ». Une troisième composante est toutes fois ressortie ici correspondant à « La progression estimée » du participant.

Ici la composante « Performance attendues » est corrélée avec les performances réelles avec un coefficient de corrélation de -0,462 (négatif car les performances réelles sont sur un échelle inversée) et une significativité au seuil de 0,01 (bilatéral) (R de Pearson). Cependant cette corrélation peut être expliquée par le fait que la question **A32** (qui est l'une des deux questions à être corrélées avec les performances réelles) est impliqué à 92 % dans cette composante. Les deux autres composantes ne sont pas corrélées avec les performances.

Pour plus d'informations sur les corrélations, voir l'annexe TableauGénéral/Corrélation ci jointe.

Cette deuxième composante étant constitué à 92 % de la question A32 elle est, comme la question A32, corrélée avec les performances réelles du sujet. Le coefficient de corrélation est ici de -0,462 et une significativité au seuil de 0,01 (bilatéral) (R de Pearson)

Le fait que cette deuxième composante soit constitué à 92% de la question A32 est du au peu de questions sélectionnées dans cette analyse factorielle. Cependant, prendre en compte plus de questions fait baisser drastiquement le KMO qui est déjà très bas.

Les deux autres composantes ne sont pas corrélées avec les performances.

III/ Conclusion générale

Les réponses aux questions dans les conditions Solo / Multi sont souvent corrélées entre elles. Les deux seules questions bénéficiant d'une corrélation avec les performances réelles des participant sont la **A32**, c'est à dire la question portant sur la rapidité avec laquelle les joueurs ont abattu les cibles en condition Multijoueur, ainsi que la **A62** c'est à dire si le participant se sentait à l'aise en condition Multijoueur.

A32	Coefficient de corrélation	V20	-,422
	Sig. (bilatéral)		,013
	N		34
A62	Coefficient de corrélation		-,425
	Sig. (bilatéral)		,012
	N		34

Deux analyse factorielles ont été effectuées : L'une avec les questions concernant la condition Solo, l'autre avec les questions concernant la condition Multi. Cette séparation en deux groupes à été effectué pour augmenter l'indice Kaiser-Meyer-Olkin qui c'est toute fois révélé être médiocre pour les deux analyses (environs 0,5).

E.3.2 Protocole 2 : Coopération / Compétition

E.3.2.1 Résultats des questionnaires

Les participants ont répondu au questionnaire avant-test en annexe D.2.1.1 et questionnaire après-test en annexe D.1.1.2. Les réponses sont présentées non-traitées dans la table E.7. Pour rappel, les questions étaient : 1 "A quel point étiez-vous motivé pour détruire les cibles ?" ; 1.1 "x : coopération, y : compétition" ; 1.2 "x : 1 cible, y : 2 cibles" ; 2 "Avez-vous eu le sentiment d'avoir mieux réussi une partie ?" ; 2.1 "x : coopération, y : compétition" ; 2.2 "x : 1 cible, y : 2 cibles" ; 3 "Avez-vous l'impression de regresser (x) ou progresser (y) ?" ; 3.1 "Durant la même partie" ; 3.2 "Durant l'expérience" ; 4 "Quelle partie préférez-vous ?" ; 4.1 "Coopération (x) ou Compétition (y)" ; 4.2 "1 cible (x) ou 2 cibles (y)" ; 5 "A quel point étiez-vous motivé pour détruire les cibles ?" ; 6 "Quand il y avait deux cibles, étiez-vous distrait(e) par la cible de l'autre joueur ?" ; 7 "Ressentiez-vous l'influence de l'autre joueur sur la performance ?" ; 7.1 "Coopération" ; 7.2 "Compétition" ; 8 "Comment avez-vous interagi avec l'autre joueur ?" ; 8.1 "Pendant le jeu" ; 8.2 "Pendant les pauses" ; 9 "Est-ce que vous avez trouvé l'autre sympathique ?". 10 "Avez-vous ressenti une affinité avec l'autre volontaire ?".

TABLE E.7 – Résultats du questionnaire d'après-test durant le protocole 2 pour chaque groupe (deux lignes par groupe correspondant au joueur 1 et 2 respectivement). Le questionnaire est en annexe D.2.1.2. (*) échelle 1 à 5 : comparaison entre x et y (1 : x beaucoup plus que y, 3 : x et y égaux, 5 : y beaucoup plus que x) . (**) Echelle de "Pas du tout" (1) à "Enormément" (5). MEAN : moyenne. MED : médiane. STD : déviation standard. Voir texte pour les questions.

Group	Sub #	*								**									
		1.1	1.2	2.1	2.2	3.1	3.2	4.1	4.2	5	6	7.1	7.2	8.1	8.2	9	10		
1	7	3	3	4	2	3	5	4	1	5	4	2	3	2	5	5	4		
1	32	4	4	2	1	2	4	4	4	5	4	4	5	5	5	5	5		
2	13	3.5	2	3	2	5	5	4	3	5	2	3	1	4	4	5	4		
2	14	2	4	2	2	3	2	2	1	3	3	2	1	1	3	4	4		
3	11	3	3	3	3	2	4	5	3	4	5	3	3	4	4	5	5		
3	36	4	3	2	3	3	4	4	3	3	1	3	2	3	4	4	3		
4	22	2	2	2	3	2	3	2	2	4	2	2	3	2	4	4	3		
4	48	3	2	3	3	2	2	3	2	4	2	3	3	3	4	4	3		
5	17	1	4	1	3	4	5	1	5	4	2	2	4	5	5	4	4		
5	18	2	3	1	3	3	5	1	5	5	2	5	4	4	5	5	5		
6	16	3	5	3	2	2	3	4	1	5	4	4	3	1	2	4			
6	47	3	3	3	3	4	4	3	3	4	4	1	1	1	1	4	3		
7	8	1	3	1	3	3	3	1	3	5	2	4	3	2	4	5	4		
7	41	4	4	3	3	3	4	4	4	4	4	4	3	1	3	4	4		
8	40	4	3	4	3	3	3	3	3	5	2	5	5	1	2	4	2		
8	49	2	2	1	1	2	1	2	2	5	3	4	2	1	4	4	4		
9	68	2	3	3	2	4	2	2	4	5	3	3	3	2	3	4	4		
9	70	3	3	4	3	3	2	5	4	4	2	1	1	3	4	5	3		
10	21	5	3	4	4	3	5	5	5	5	1	3	3	1	3	3	3		
10	38	3	2	3	3	3	1	3	1	5	5	1	1	1	3	4	3		
11	10	3	3	3	3	3	4	3	3	5	2	4	1	1	2	4	3		
11	45	4	2	4	2	3	2	2	2	4	3	2	3	2	3	4	3		
12	25	4	4	4	2	3	3	4	4	4	5	3	3	4	4	4	4		
12	31	3	2	3	2	4	2	3	2	4	3	4	2	3	4	5	4		
13	61	3	3	3	3	3	1	3	3	5	1	2	2	3	4	4	4		
13	69	2	4	1	4	5	2	2	2	5	3	2	2	4	5	4	4		
14	3	5	4	1	1	2	2	4	4	5	2	1	1	2	4	5	3.5		
14	46	4	3	3	3	3	3	3	3	4	5	2	3	4	1	4	3		
15	34	3	5	3	5	5	3	3	5	4	1	3	3	3	5	5	3		
15	15	2	1	4	1	2	4	1	1	4	4	1	2	2	3	5	4		
16	6	4	3	4	4	1	2	4	3	3	2	1	1	4	4	4	4		
16	43	5	1	5	1	3	1	5	1	5	2	1	5	5	4	5	4		
17	51	3	2	1	3	4	2	1	3	5	1	4	4	5	5	5	5		
17	64	4	1	4	2	4	2	3	5	5	3	4	3	2	4	5	5		
18	2	3	1	1	4	4	2	4	4	4	3	4	1	3	4	4	2		
18	4	3	4	5	2	3	3	4	1	5	3	5	1	3	5	5	4		
19	23	2	2	4	3	3	2	2	3	4	4	2	3	1	2	4	2		
19	50	3	3	3	2	3	3	2	3	5	2	3	1	1	2	5	3		
20	28	4	3	4	3	3	3	5	3	4	1	4	4	2	3	3	3		
20	29	3	3	3	3	4	4	1	3	4	2	2	2	2	4	4	4		
21	12	2	1	3	4	4	4	2	1	5	2	4	5	2	4	4	2		
21	42	3	3	3	3	4	2	1	3	5	4	3	4		5	5	3		
22	5	3	3	3	2	2	5	3	1	4	2	5	5	1	3	3	1		
22	26	2	3	3	3	3	2	2	3	4	2	3	2	2	3	4	3		
MEAN		3.1	2.8	2.9	2.7	3.1	3.0	2.9	2.9	4.5	2.6	2.9	2.7	2.4	3.6	4.3	3.5		
MED		3	3	3	3	3	3	3	3	5	2	3	3	2	4	4	4		
STD		1.0	1.0	1.1	0.9	0.9	1.2	1.3	1.3	0.6	1.1	1.2	1.3	1.3	1.0	0.6	0.9		

Résumé — L'étude par neuro-imagerie de l'activité de plusieurs cerveaux en interaction (hypercanning) permet d'étendre notre compréhension des neurosciences sociales. Nous proposons un cadre pour l'hypercanning utilisant les interfaces cerveau-ordinateur multi-utilisateur qui inclut différents paradigmes sociaux tels que la coopération ou la compétition. Les travaux de cette thèse comportent trois contributions interdépendantes. Notre première contribution est le développement d'une plateforme expérimentale sous la forme d'un jeu vidéo multijoueur, nommé *Brain Invaders 2*, contrôlé par la classification de potentiels évoqués visuels enregistrés par électroencéphalographie (EEG). Cette plateforme est validée par deux protocoles expérimentaux comprenant dix-neuf et vingt-deux paires de sujets et utilise différentes approches de classification adaptative par géométrie riemannienne. Ces approches sont théoriquement et expérimentalement comparées et nous montrons la supériorité de la fusion des classifieurs indépendants sur la classification d'un hypercerveau durant la seconde contribution. L'analyse de coïncidence des signaux entre les individus est une approche classique pour l'hypercanning, elle est pourtant difficile quand les signaux EEG concernés sont transitoires avec une grande variabilité (intra- et inter-sujet) spatio-temporelle et avec un faible rapport signal-à-bruit. En troisième contribution, nous proposons un nouveau modèle *composite* de séparation aveugle de sources physiologiquement plausibles permettant de compenser cette variabilité. Une solution par diagonalisation conjointe approchée est proposée avec une implémentation d'un algorithme de type Jacobi. A partir des données de *Brain Invaders 2*, nous montrons que cette solution permet d'extraire simultanément des sources d'artéfacts, des sources d'EEG évoquées et des sources d'EEG continues avec plus de robustesse et de précision que les modèles existants.

Mots clés : Électroencéphalographie (EEG), Séparation aveugle de sources, Hypercanning, Interface cerveau-ordinateur, Classification, Potentiels Évoqués.

Abstract — The study of several brains interacting (hypercanning) with neuroimaging allows to extend our understanding of social neurosciences. We propose a framework for hypercanning using multi-user Brain-Computer Interfaces (BCI) that includes several social paradigms such as cooperation or competition. This dissertation includes three interdependent contributions. The first contribution is the development of an experimental platform consisting of a multi-player video game, namely *Brain Invaders 2*, controlled by classification of visual event related potentials (ERP) recorded by electroencephalography (EEG). The platform is validated through two experimental protocols including nineteen and twenty two pairs of subjects while using different adaptive classification approaches using Riemannian geometry. Those approaches are theoretically and experimentally compared during the second contribution; we demonstrate the superiority in terms of accuracy of merging independent classifications over the classification of the hyperbrain during the second contribution. Analysis of inter-brain synchronizations is a common approach for hypercanning, however it is challenging for transient EEG waves with a great spatio-temporal variability (intra- and inter-subject) and with low signal-to-noise ratio such as ERP. Therefore, as third contribution, we propose a new blind source separation model, namely *composite* model, to extract simultaneously evoked EEG sources and ongoing EEG sources that allows to compensate this variability. A solution using approximate joint diagonalization is given and implemented with a fast Jacobi-like algorithm. We demonstrate on *Brain Invaders 2* data that our solution extracts simultaneously evoked and ongoing EEG sources and performs better in terms of accuracy and robustness compared to the existing models.

Keywords : Electroencephalogram (EEG), Blind Source Separation (BSS), Hypercanning, Brain-Computer Interface (BCI), Classification, Event-Related Potential (ERP).
