

Rapport bibliographique et technique
MMT – projet HYPERSCAN

Caroline P.C. Chanel, Frédéric Dehais, Nicolas Drougard

8 novembre 2018

Introduction

L'opération d'aéronefs est une activité complexe qui exige un travail de coopération au sein des équipages et des opérateurs au sol (ex : contrôleurs avancés, forces spéciales au sol). Au cours des opérations aériennes, les opérateurs échangent des informations et sont amenés à coopérer en se répartissant les tâches selon leur fonction et l'évolution de la situation tactique. De nombreuses études ont montré toutefois que la survenue d'événements imprévus ou une fatigue opérationnelle sont susceptibles de dégrader le travail d'équipe et par voie de conséquence la performance globale du système. Ainsi, le projet Hyperscan a pour ambition de développer des solutions de monitoring de deux opérateurs pour estimer leurs états d'engagement attentionnel et leur degré de coopération. L'enjeu est de mettre en œuvre des interfaces cerveau-machine pour identifier des états dégradés et adapter dynamiquement l'interaction entre les opérateurs et le système. Ce rapport présente un état de l'art qui décrit les différentes étapes pour mener à bien ce projet.

Dans le premier chapitre, nous montrons l'importance de disposer d'une mesure précise de la performance humaine. L'enjeu est de pouvoir fournir une aide appropriée au moment opportun aux opérateurs humains. En effet, le déclenchement inopiné de l'aide peut se révéler tout aussi délétère pour l'opérateur humain que l'absence de son déclenchement lorsque celui-ci est nécessaire. Dans cette perspective, nous proposons l'étude et la mesure de l'engagement qui représente une approche plus pertinente que la mesure de la charge mentale. De nombreux arguments sont avancés dans le chapitre pour justifier de son utilisation. Nous faisons le lien avec différents états cognitifs dégradés (ex : tunnélisation, persévération, fatigue cognitive *etc.*) et les métriques neurophysiologiques et oculaires existants dans la littérature.

Dans le deuxième chapitre, nous détaillons le principe de l'hyperscanning, une méthode qui vise à collecter et à analyser conjointement les signaux neurophysiologiques de plusieurs opérateurs. Les principaux protocoles expérimentaux sont expliqués, ainsi que les outils de mesure et les métriques utilisées principalement dans la littérature.

Enfin dans un troisième chapitre, nous passons en revue les outils de traitement du signal et d'apprentissage automatique pour extraire des marqueurs de connectivité (ex : covariance, cohérence spectrale). La motivation est de pouvoir identifier les outils et les marqueurs qui vont nous permettre d'identifier le degré d'engagement mais également permet d'évaluer leur niveau de coopération en situation écologique.

Chapitre 1

Indentification d'un état mental pertinent : l'engagement

1.1 Introduction

De nombreuses disciplines en sciences cognitives sont concernées par l'évaluation objective de la performance. Ceci est particulièrement vrai dans le domaine des facteurs humains où il est important de pouvoir disposer d'indicateurs pour développer et évaluer des systèmes homme-machine. La communauté des interfaces cerveau-machine a également un intérêt grandissant pour la mise en oeuvre de systèmes qui s'adapteraient à l'état mental de l'utilisateur. Dans ces perspectives, l'utilisation de capteurs physiologiques et neurophysiologiques semble être une approche particulièrement prometteuse. Toutefois, un pré-requis est de disposer d'une métrique robuste qui rend compte de phénomènes neurophysiologiques, psychologiques et comportementaux. Généralement, les travaux se focalisent sur l'estimation de la charge de travail des opérateurs. Or ce concept, bien qu'intéressant d'un point de vu théorique et opérationnel, reste toutefois mal défini et possède certaines limites pour prédire la performance *per se*. Un point de vue complémentaire est de considérer le construit d'engagement qui a fait l'objet de nombreux travaux depuis la fin des années soixante-dix. Cette approche présente de nombreux avantages comme l'existence de mécanismes miroirs d'activation/désactivation d'aires cérébrales et l'engagement/désengagement dans un tâche. De plus, ce construit permet de caractériser finement des états délétères, véritables précurseurs de la dégradation de la performance.

1.2 La mesure de la charge mentale et ses limites pour prédire la performance.

Les études menées pour comprendre et maîtriser la performance humaine se portent généralement sur le concept de charge mentale encore appelée charge cognitive. Une recherche par mots clefs sur le site *google scholar* (<https://scholar.google.fr/>) évalue à plus de 200 000 articles scientifiques publiés sur ce construit depuis 2000. Généralement ces travaux s'accordent sur une vision où la charge mentale reflèterait le niveau d'effort consenti par le cerveau sur une période donnée pour répondre à la demande de la tâche en cours [10, 134]. Il est également ajouté que la charge mentale dépend non seulement des exigences et des contraintes de la tâche mais également de la capacité à faire face à son exécution. La conséquence est qu'une même tâche peut induire une charge mentale plus élevée et une performance moindre selon l'état d'un individu (ex : fatigue). Ainsi, les travaux sur ce concept sont indissociables de la théorie des ressources mentales limitées [186]. Que celles-ci soient vues comme uniques [97] ou multiples [188], l'idée est le que cerveau consomme ces dernières de manière d'autant plus importante que la tâche à réaliser est complexe et fastidieuse. C'est la surconsommation de ces ressources qui expliquerait la baisse de performance cognitive et l'incapacité à faire face à de nouvelles demandes.

Ce point de vue « énergétique », proposé par [90, 97], a motivé un courant de recherche pour développer des mesures de la charge de travail à partir de marqueurs physiologiques et neurophysiologiques (pour une revue se rapporter à [22]). L'intérêt de ces mesures est de pouvoir disposer d'indicateurs pour évaluer, par exemple en ergonomie, le design d'une interface et inférer le coût mental de son utilisation. Ces travaux ont motivé le développement d'interfaces cerveaux machine dites « passives » (ICMp) destinées à inférer en continu et en temps réel l'état mental d'un opérateur humain [195, 70]. Plus de 3500 articles ont été publiés depuis le début des années 2000 sur ce sujet

dont certains ont montré qu'il était possible de catégoriser de nombreux niveaux de charge mentale et d'utiliser cette mesure pour adapter dynamiquement l'interaction (ex : soulager l'opérateur en automatisant certaines tâches) [2].

En dépit de ces progrès et récents succès techniques, ces publications peuvent donner l'impression d'un investissement considérable des chercheurs sur la mesure de la charge *per se* au détriment de l'objectif principal de l'évaluation et la prédiction de la performance humaine. En effet, la relation entre charge mentale et la performance n'est pas linéaire et réciproque (ex : charge mentale élevée = mauvaise performance ou bonne performance = charge mentale faible). De plus cette mesure, très sensible à la variabilité inter et intra-individuelle, se limite à fournir un indicateur non spécifique et global comme le ferait un thermomètre. En effet, tout comme un thermomètre peut identifier une augmentation de la température corporelle mais ne peut en discriminer la cause (ex : grippe, gastro-entérite), les mesures psychophysiologiques et neurophysiologiques sont incapables de déterminer si l'augmentation de l'activité cardiaque ou cérébrale résulte d'une plus grande charge de travail, d'une émotion forte négative, positive, ou d'un stress délétère [122, 30]. Toutefois, et contrairement à un thermomètre, la mesure de la charge mentale ne donne pas accès à des valeurs absolues et fiables (ex : 37.2 ° C) pour identifier un état mental nominal d'un état dégradé.

Ces critiques laissent entrevoir des premières limites du concept de charge de travail. Nous souhaitons montrer dans les sections suivantes qu'il existe d'autres problèmes liés à l'utilisation de ce construit.

1.2.1 Vers une limite de la théorie des ressources limitées

La théorie des ressources cognitives limitées, comme évoquée précédemment, est au centre du concept de la charge mentale. Elle prédit de manière remarquable les effets délétères de sollicitations excessives et prolongées sur l'assèchement des ressources mentales [132] ou l'accès aux ressources [23] et la performance. Pourtant ce point de vue ne permet pas d'expliquer pourquoi des tâches faciles et répétitives, ou encore de supervision (ex : surveillance d'un système automatisé), a priori peu consommatrices de ressources, peuvent dégrader la performance cognitive en induisant des états de baisse de vigilance [123, 121] ou de divagation attentionnelle [65, 163]. Dans cette dernière, l'attention n'est plus portée sur la tâche principale et altère la capacité à réagir à des situations d'urgence. Bien que certaines propositions descriptives telle que la théorie des « ressources malléables » aient pu être avancées [194], celles-ci ne se révèlent pas plus explicatives pour rendre compte de ce paradoxe.

Par ailleurs, la survenue de situations imprévues et stressantes peuvent également dégrader le fonctionnement exécutif et produire des réactions inappropriées [3] alors que la tâche à réaliser ne semble ni complexe ni consommatrice de ressources. De nombreux travaux sur les phénomènes d'évacuation en situation d'urgence [103, 142] mettent en avant des comportements irrationnels et de persistance dans l'erreur (ex : incapacité à ouvrir une porte dans le bon sens). Ces comportements de persévération, décrits dans de nombreux domaines comme l'aviation (ex : atterrir à tout prix en dépit de mauvaises conditions météorologiques) ne peuvent pas non plus s'expliquer exclusivement à travers le prisme de l'épuisement des ressources mentales. En effet, selon ce prisme, des opérateurs qui s'enferrent dans une mauvaise stratégie seraient incapables de poursuivre leur objectif en cours et de traiter les stimuli associés s'ils ne disposaient plus suffisamment de ressources cognitives. Au contraire, des travaux expérimentaux [149, 50, 55] semblent montrer que les individus en situation de persévération investissent d'avantage d'efforts à mesure que le temps passé sur la tâche augmente et que leur objectif devient plus difficile à atteindre.

Enfin, il est généralement admis que l'existence de ressources cognitives limitées peut expliquer des déficiences de l'attention [24, 172] telles que la cécité [158] ou la surdité [145] inattentionnelle. Ces troubles amènent à la focalisation du champ attentionnel visuel et auditif sur un nombre limité d'informations au détriment de la surveillance globale de l'environnement. Des auteurs ont montré que des individus possédant un bassin important de ressources centrales - mesurées par leur capacité en mémoire de travail - disposeraient de meilleures capacités d'attention divisées et soutenues [39, 179] et devraient être plus à même de détecter des stimuli inattendus (ex : alarmes). Pourtant une série d'études a contesté cette hypothèse en étudiant les différences cognitives inter-individuelles. Les auteurs ont signalé une absence de corrélation entre la capacité de mémoire de travail individuelle (*i.e.* la « quantité » de ressources centrales) et la survenue de la cécité inattentionnelle [18, 25, 106] ou la surdité inattentionnelle [107]. Ces travaux semblent démontrer que l'hypothèse des ressources limitées et de la charge mentale ne sont pas non plus suffisantes pour rendre compte de ces phénomènes attentionnels critiques et que des points de vue complémentaires doivent être invoqués.

1.2.2 Ressource : quelles ressources ?

Certaines limites de l'approche de la charge mentale pour prédire la performance reposent principalement sur l'absence de formalisation du concept des ressources. Les termes ressources mentales, cognitives ou attentionnelles sont généralement évoqués indistinctement sans faire l'objet de définition [118]. Des propositions très intéressantes ont pu être faites pour les conceptualiser sans toutefois que leur nature soit précisée [186, 185]. Pourtant, l'intérêt croissant de l'utilisation de mesures neurophysiologiques et psychophysiologiques pour estimer la charge de travail, démontre une volonté d'identifier le substrat biologique de ces ressources. Cependant peu de liens sont effectués avec des travaux en neurosciences fondamentales mettant en évidence que l'apport d'oxygène, de nutriments comme le glucose, de l'adénosine triphosphate sont des ressources nécessaires pour le fonctionnement des neurones et la synthèse de neurotransmetteurs (ex : dopamine, noradrénaline) qui eux même constituent des ressources essentielles pour la communication inter-neuronale. Il est en de même pour les ions (ex : potassium, calcium, sodium) qui participent à l'influx nerveux et au déclenchement de potentiel d'action. Il est également raisonnable de considérer les réseaux de neurones comme des ressources ainsi que leurs cellules de support (ex : astrocytes), qui assurent le traitement de l'information et permettent de répondre aux sollicitations de l'environnement. La compréhension des interactions entre ces ressources est pourtant capitale pour comprendre la performance humaine et ses limites.

En effet, il faut considérer le cerveau comme un organisme « bruité », telle une classe agitée, où des groupes de neurones réagissent en permanence aux stimulations diverses de l'environnement. Il est alors important d'imposer de l'ordre pour permettre de se concentrer sur la tâche en cours et éviter la distraction. Ainsi des chercheurs ont avancé que la cognition procède par des mécanismes d'inhibition pour réduire l'activité de certaines assemblées et diminuer le bruit [137]. Ces mécanismes peuvent être locaux, c'est l'inhibition latérale, pour permettre à des neurones de se faire « mieux entendre » en atténuant l'activité de leurs voisins [43]. C'est exactement l'attitude d'un élève, qui pensant avoir la réponse, demanderait ses camarades de se taire pour capter l'attention de son professeur. Ces mécanismes peuvent être descendants (« *top down* »), c'est le contrôle inhibiteur où des aires cérébrales de haut niveau (ex : cortex préfrontal) vont réduire certaines activités neuronales non pertinentes [128], comme le ferait un professeur pour obtenir le silence et interroger un étudiant particulier susceptible d'avoir la réponse. Ce mécanisme peut toutefois, dans des conditions particulières, produire des inhibitions "fortes" et empêcher le traitement d'informations nouvelles et conduire à des phénomènes de négligence [66, 170] et de persévération. Une image est celle d'un groupe dirigé par un leader autoritaire, sûr(e) de sa stratégie et qui n'écouterait plus ses subordonnés. L'éclairage intéressant apporté par ce point de vue sur le fonctionnement cérébral est de considérer que les ressources sont souvent présentes mais ignorées ou mal employées.

Enfin, les effets sur le fonctionnement cérébral de certains neurotransmetteurs, comme la dopamine ou la noradrénaline, illustrent également la complexité des interactions entre les différentes ressources. Dans sa revue, [3] détaille la particularité de ces deux neuromodulateurs et les effets non linéaires de leur concentration sur l'efficacité du cortex préfrontal. Le cortex préfrontal joue un rôle très important de "superviseur" dans le contrôle exécutif [150] et son dysfonctionnement est connu pour dégrader la performance humaine [59]. Or, une faible libération des ces molécules - lorsque la tâche n'est pas stimulante - va diminuer le taux de décharge des neurones du cortex préfrontal. Une concentration suffisante de ces neurotransmetteurs vont activer de manière optimale le cortex préfrontal mais leur libération excessive, sous fort stress, vont avoir un effet délétère sur les neurones de ce cortex. De plus la dopamine et la noradrénaline, tout en diminuant l'activité de ce cortex augmentent l'activation de la zone sous-corticale dédiée à l'activation des schémas automatiques. Ces comportements automatiques ont l'avantage de leur rapidité pour faire face à un danger immédiat en comparaison à des comportement plus flexibles mais lents générés par le cortex préfrontal [58]. Bien que cette stratégie ait été adaptée aux débuts de l'humanité dans des comportements de survie et se révèle efficace face à des situations connues, elle est beaucoup moins appropriée lors de situations complexes et nouvelles amenant à états d'"incapacitation" cognitives [68, 164]. Ces mécanismes montrent que dans certaines situation, la performance ne peut s'expliquer simplement en terme de ressources limitées (ex : quantité de dopamine) mais à travers des interactions subtiles et l'existence de modes singuliers du cerveau en réponse à des centaines de milliers d'années d'évolution.

1.3 Engagement cognitif

Les sections précédentes ont laissé entrevoir des limites au concept de charge mentale et à son construit associé de ressources mentales limitées. Il est important de pouvoir identifier un concept complémentaire qui permettrait d'être un indicateur de la performance, de comportements psychologiques et le reflet des mécanismes cérébraux

sous-jacents. Dans cette perspective, l'approche que nous proposons est de considérer le construit d'engagement cognitif dont nous justifions les intérêts de son utilisation conceptuelle.

Un premier argument en faveur de ce concept est de constater que l'engagement permet de rendre compte de certains paradoxes de la charge mentale et de la performance. Il est par exemple admis qu'une situation exigeante va induire une charge de travail élevée. Pourtant, ce point de vue peu comprendre des exceptions. Une bonne illustration est le calcul mental. Prenez le nombre 350. Multipliez le mentalement par 234 et diviser le résultat par 33. Il est très probable que vous vous arrêtez à la lecture de l'énoncé sans chercher à vous engager dans la réalisation du calcul. L'idée sous-jacente est qu'une tâche difficile n'entraînera pas d'avantage un effort cérébral sans engagement. A l'inverse, un engagement excessif dans une tâche non prioritaire et non exigeante peut dégrader la performance [112, 50]. L'analyse d'accidents routiers est malheureusement riche de situations de pertes de contrôle provoquées par une interaction avec le système de divertissement ou une communication téléphonique au volant [193]. Enfin, une situation dont la demande (et par conséquent la charge de travail) est faible va conduire à un déficit d'engagement dans la tâche [82]. C'est le cas de la conduite sur l'autoroute ou le pilotage d'avion au pilote automatique pendant de longues périodes. Ces illustrations montrent que la performance cognitive humaine peut être vu comme produit de la demande de tâche par le niveau d'engagement dans cette même tâche.

Un deuxième argument intéressant a été proposé par [91] dans une étude sur la fatigue cognitive. Des participants devaient réaliser 7 blocs de tâche de mémoire de travail (tâche de N-Back depuis la difficulté 1 à la difficulté 3, cf. Figure 1.1). Au cours du temps, les mesures subjectives, comportementales, et neurophysiologiques indiquaient une augmentation de la fatigue cognitive associée à une baisse d'engagement, une dégradation de la performance à la tâche et une atténuation des réponses physiologiques et cérébrales. Au septième bloc de l'expérience, les auteurs ont expliqué aux participants que si leur performance s'améliorait alors la tâche s'arrêterait. Les chercheurs ont pu constater que l'engagement augmentait et que parallèlement la performance était optimale avec des réponses physiologiques et neurophysiologiques proches de celles début de l'expérimentation. Une autre étude a utilisé un paradigme similaire en manipulant une récompense monétaire en fin de tâche [21]. Les résultats ont pu confirmer que des effets similaires étaient obtenus sur l'amélioration de la performance des participants. Ces travaux démontrent que l'engagement peut avoir un effet direct sur l'allocation des ressources cognitives et sur la performance.

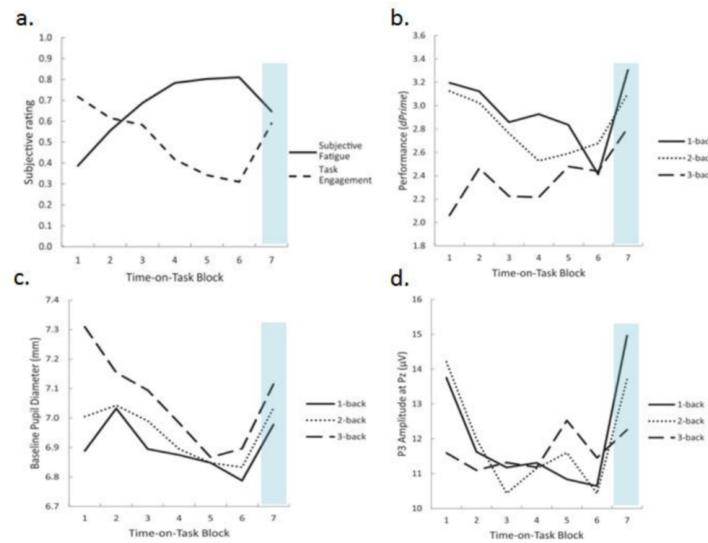


FIGURE 1.1 – Impact de l'allocation de l'effort supplémentaire motivé par la récompense. Dans cette étude, les participants ont été exposés à 3 charges de mémoire de travail différentes (1-2-3 Backs) pendant 7 blocs de 20 minutes. Dans la case 7 (barre bleue transparente), les participants ont reçu la manipulation de la récompense : la promesse que la tâche durerait moins si leur performance était meilleure. En conséquence, (a) les niveaux de fatigues cognitives auto-déclarés ont diminué, et (b) les performances ont été améliorées dans toutes les variantes N-Back. En outre, les mesures physiologiques, telles que (c) la dilatation de la pupille et (d) l'amplitude de P3, sont revenues aux niveaux de base. Adapté de [91].

Enfin un troisième argument est de se rappeler (*cf.* Section 1.2.2, deuxième paragraphe) que la cognition procède par des mécanismes d'activation et d'inhibition. Cette dynamique cérébrale est à l'origine par effet miroir de comportements d'engagement, de désengagement. Ainsi, il est admis que la réalisation d'une tâche induit l'engagement d'un réseau dit « exécutif » [87] pour lequel le cortex préfrontal dorsolatéral (CPFDL) jouerait un rôle crucial [48, 81]. Des travaux ont montré que des stresseurs [67, 3, 32] peuvent avoir un effet délétère sur l'activité du CPFDL (*cf.* Figure 1.2). Ce « retrait » du CPFDL conduit à une incapacité cognitive à réaliser la tâche principale et par mesure de conséquence à se désengager de sa réalisation (*cf.* Figure 1.2). A l'opposé, des expérimentations en laboratoire ont avancé que la divagation attentionnelle, induite entre autre par la réalisation de tâches répétitives, résultait d'un désengagement du CPFDL (*cf.* Figure 1.2) au profit d'un réseau dit « par défaut » [65, 87]. Il est toutefois important de comprendre qu'il existe d'autres mécanismes pour expliquer le lien entre baisse de performance et désengagement. En effet, l'activité cognitive ne se réduit généralement pas à l'activité d'une aire cérébrale mais à l'activation synchronisées de plusieurs assemblées de neurones qui communiquent entre elles [181]. C'est la désynchronisation et la rupture de communication entre aires cérébrales qui peut également produire un désengagement et une baisse de performance [23].

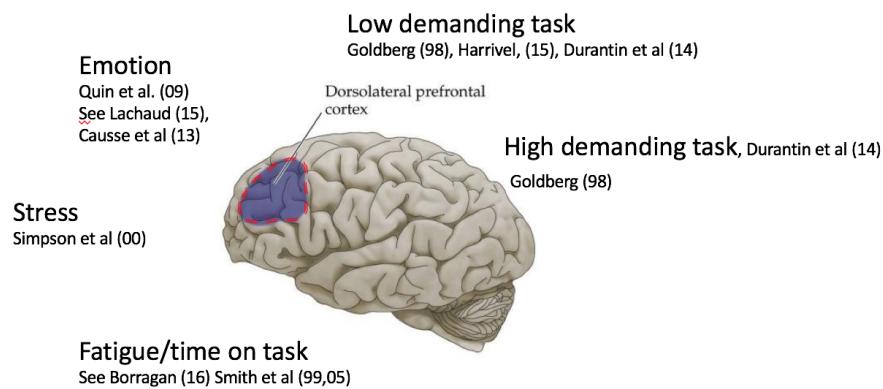


FIGURE 1.2 – Cortex préfrontal dorsolatéral (CPFDL) et désengagement : le stress, l'émotion, la fatigue cognitive ou encore des tâches répétitives ou peu stimulantes peuvent conduire à son désengagement. Sa désactivation se traduit par un mécanisme miroir de désengagement de la tâche.

De plus, le concept d'engagement peut être relié au modèle triangulaire de l'attention proposé par Posner et Dehaene (réseaux d'alerte, de contrôle exécutif et d'orientation [139]). Différents travaux suggèrent que l'altération de ces réseaux [135, 177] peuvent provoquer des états de sur-engagement attentionnel ou d'in-engagement attentionnel. Le sur-engagement attentionnel ou tunnélisation attentionnelle peut conduire un opérateur à se focaliser de manière excessive sur un ensemble d'informations non pertinentes au détriment d'informations critiques (ex : alarmes) et conduire à la persévération [50]. Certains auteurs postulent que cet état résulterait d'un déficit de désengagement du réseau d'orientation attentionnel supporté par le thalamus [108]. Enfin, des travaux récents ont montré l'existence d'un état d'in-engagement attentionnel où l'opérateur est incapable d'engager son attention et de traiter une information particulière en situation critique [52]. Cet état pourrait être qualifié de « mode panique » dans le sens commun. Ce comportement d'« entropie attentionnelle » est l'inverse de la tunnélisation attentionnelle et se traduirait par un état de confusion associé à une activité saccadique frénétique et une absence de fixations du regard. Aussi l'étude du niveau d'engagement se révèle plus riche que le concept de charge de travail : il rend directement compte de phénomènes neurophysiologiques et comportementaux symétriques d'engagement/désengagement et permet de mieux prédire la performance.

Performance: Task Difficulty x Engagement

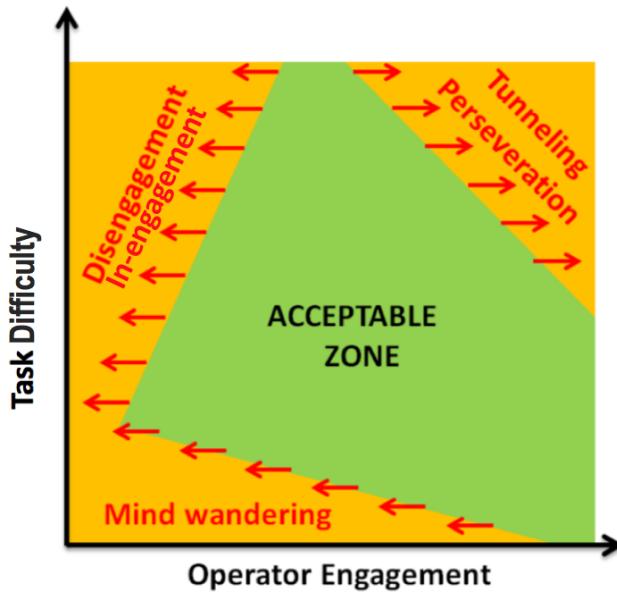


FIGURE 1.3 – Performance et engagement : la performance cognitive humaine est vue comme produit de la demande de la tâche par le niveau d’engagement dans cette même tâche. La zone verte décrit de manière conceptuelle la « zone de confort » de l’opérateur où sa performance est optimale. Les états dégradés sont représentés en orange selon leur relation avec la difficulté de la tâche et l’engagement de l’opérateur humain. De manière intéressante, ce point de vue permet de relier de manière simple la notion d’engagement et de comportements dégradés.

1.3.1 Définitions de l’engagement

La section précédente a amené le concept d’engagement dont l’intérêt semble pertinent pour les sciences concernées par la performance humaine et son évaluation. Ce concept d’engagement, appelé encore engagement cognitif [41] ou engagement dans la tâche [121], a été principalement introduit en sciences de l’éducation dès les années 80. L’enjeu principal de ces recherches est d’améliorer l’engagement des élèves pour leur permettre d’obtenir de meilleures performances d’apprentissage [158, 154]. Dans ce domaine, ce construct est défini comme la qualité et le degré d’effort mental dépensé par un élève lors de l’accomplissement d’une tâche d’apprentissage [41]. L’engagement a fait l’objet d’applications dans les domaines du management [85], des jeux vidéos [143, 27], du facteur humain [112, 71, 138] ou encore de la lecture [95, 96]. Toutefois, les acceptations de ce concept proposées par ces disciplines restent floues comme « la quantité d’effort dirigé pour réaliser un but » [121] et peuvent présenter les mêmes écueils que celles de la charge mentale. Parfois, les auteurs utilisent le terme sans le définir tant il semble tomber sous le sens [112, 36, 138]. D’autres préfèrent le voir comme un concept protéiforme en le présentant comme indissociable des concepts d’effort cognitif, de motivation et d’émotion [71, 123, 72]. Cette vision sous tend d’une part que l’engagement tient compte du ratio coût/bénéfices, des risques associés et du temps passé sur la tâche depuis son exécution [53]. Le facteur émotionnel indique également que le caractère plaisant, ennuyant ou aversif d’une tâche pré-conditionne la motivation de la réaliser ou de s’en désengager à terme [37, 143]. Le lien avec l’émotion est particulièrement établi dans le domaine des jeux vidéos [35, 37], où les auteurs utilisent le terme de « flow » [46] pour caractériser un état de plein engagement atteint par une personne lorsqu’elle est plongée dans une activité et qu’elle se trouve dans un état maximal de concentration et de satisfaction dans son accomplissement. Cet éclairage particulier sous-tend un lien avec le concept d’attention (i.e focalisation) [123]. Certains auteurs opèrent toutefois une distinction entre des états attentionnels qui seraient transients (i.e. durée courte) et des états de permanence lié à l’engagement [95]. Des exemples permettent de mieux entrevoir ces subtilités : piloter un avion avec des automatismes requiert de l’attention mais peu d’engagement. Suivre une conversation dans une langue étrangère demande beaucoup d’engagement mais peu d’attention. Faire atterrir un avion en mode manuel dans des conditions de mauvaises visibilités demandent à la fois un haut niveau d’attention et d’engagement.

En conclusion, les travaux sur le concept d’engagement se révèlent riches mais n’échappent pas à un certain

manque de formalisation pour le rendre utilisable. Dans la section 1.3, nous avons montré qu'il existait un mécanisme miroir entre l'engagement/désengagement cérébral et la capacité à s'engager ou non dans une tâche. Aussi cette approche nous pousse à définir l'engagement cognitif comme le degré d'activation et de synchronisation d'aires cérébrales liés à la réalisation d'une tâche. L'intérêt de ce point de vue est de laisser entrevoir des pistes pour mesurer objectivement et directement le niveau d'engagement.

1.3.2 Mesures de l'engagement cognitif

Une dernière perspective pour saisir le concept d'engagement est de faire un point sur les moyens objectifs de le mesurer. La revue de la littérature révèle que l'électro-encéphalographie (EEG) a été principalement utilisée pour évaluer ce concept mais que d'autres techniques portables telles que la spectroscopie en proche infra-rouge (fNIRS) et l'eye tracking sont également des outils intéressants.

Indicateur continu du niveau d'engagement

Des recherches ont été menées dans les années 90 par la NASA pour mettre en oeuvre un système « bio-cybernétique » destiné à optimiser l'interaction homme-machine. L'enjeu était de définir un indicateur utilisable temps réel du niveau d'engagement d'un opérateur et de s'en servir comme une variable pour ajuster dynamiquement l'allocation des tâches avec les automatismes de conduite [138]. Ces travaux ont conduit à identifier un index d'engagement en combinant la puissance des bandes θ (4-8 Hz), α (8-12 Hz) et β (12-25 Hz) du signal électro-physiologique de la manière suivante : $\frac{\beta}{\alpha+\theta}$. L'interprétation et la signification de ces bandes de fréquence restent complexes, mais certains auteurs estiment que l'augmentation du rythme β témoigne d'un niveau de vigilance accru [99] alors que l'augmentation des rythmes θ et α reflètent des états de relaxation [22]. Bien que de nombreux travaux aient pu confirmer de la validité de ce ratio pour prédire les variations de l'engagement [51, 64, 53, 140, 33, 74, 138], cette approche peut souffrir des mêmes limites des mesures objectives de la charge de travail. En effet, cet indicateur continu ne permet pas d'identifier des seuils pour distinguer la zone de confort d'un opérateur d'un sur-engagement ou d'un désengagement cognitif.

Engagement, désengagement et surengagement de la tâche principale

Une des premières propositions pour identifier des transitions de phase entre des états d'engagement optimal et délétère consiste à mesurer l'asymétrie cérébrale du signal EEG. Cette métrique a été entre autre développée pour rendre compte de l'activation de différents processus cognitifs ou émotionnels à partir de leur latéralisation mesurée par les signaux électrophysiologiques, ce qui en fait un candidat intéressant pour l'engagement. De manière pratique, cette méthode consiste à calculer le rapport de la puissance spectrale d'une même bande de fréquence entre les deux hémisphères cérébraux. Cette approche a été testée dès la fin des années 70 [76] en analysant l'asymétrie de la puissance de la bande α sur des sites centraux et pariétaux contralatéraux. Plus tard, des auteurs [72] ont montré que l'analyse de l'asymétrie frontale dans les bandes α et θ est un marqueur pertinent du désengagement. Une seconde proposition est d'analyser l'évolution de la puissance dans différentes bandes de fréquences dans des régions ciblées pour caractériser des états d'engagement et prédire la performance associée. Dans cette perspective, des auteurs [69] ont proposé un modèle multivariable qui prend en compte l'évolution de la puissance spectrale des rythmes θ (site frontal) et α (site pariétal). Ce modèle leur a permis de définir des règles simples pour discriminer des états désirables (zone de confort, « flow ») et d'états indésirables (surcharge-désengagement et sous-chARGE/désengagement) comme illustré sur la figure 1.4.

Une proposition complémentaire pour identifier des états délétères de désengagement est d'estimer l'activité du CPFDL qui joue un rôle clef dans le fonctionnement exécutif (*cf. section 1.3*). Sa désactivation (par rapport à un niveau de base), entraînée par une sur-sollicitation, une sous-sollicitation ou un stress intense, est synonyme d'un désengagement et de l'effondrement de la performance (*cf. Figure 1.2*). La résolution spatiale de la fNIRS autorise de suivre la dynamique de l'activation de cette aire cérébrale. Des travaux ont pu montrer [67] un tel désengagement en situation écologique de multi-tâches, confirmant ainsi des résultats obtenus sur des tâches de laboratoire en IRMF. Par ailleurs l'imagerie cérébrale permet également de distinguer des phénomènes de désengagement induit par des tâches routinières et répétitives. En effet ces dernières situations se caractérisent non seulement par une activité amoindrie du CPFDL mais par l'activation concomitante d'un réseau dit par défaut incluant entre autre le cortex préfrontal médian [38]. Des expérimentations en fNIRS [65, 87] ont pu confirmer la possibilité d'identifier cet état. Par ailleurs, des travaux en connectivité cérébrale fronto-pariétales (*i.e.* indice du degré de « coopération » entre aires cérébrales) se sont également montrées particulièrement pertinentes pour prédire un tel désengagement avec la fNIRS [23] ou encore l'EEG [160].

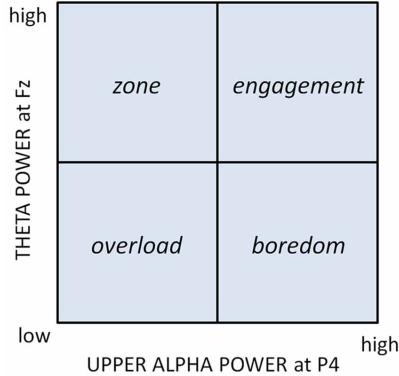


FIGURE 1.4 – Cette figure, issue de [69], illustre la catégorisation de quatre états d'engagement à partir de la variation de la puissance spectrale de la bande θ (frontal) et α (pariéctal) par rapport à une ligne de base. Deux états sont « désirés » (zone = zone de confort, engagement = « flow ») et deux états dits de désengagement sont « délétères » (overload = demande excessive, boredom = sous stimulation). Par exemple une diminution simultanée de la puissance spectrale dans les deux bandes considérées est associée à un désengagement induit par une demande excessive de la tâche.

Désengagement de la tâche secondaire au profit de la tâche principale

Les études précédentes ont montré qu'il est possible de développer des indicateurs pour mesurer un désengagement général conduisant à l'incapacité de réaliser la tâche. Or les situations complexes de la vie de tous les jours plongent généralement les individus dans la réalisation simultanée de tâches. L'apparition de stresseurs [92, 51, 20] telle qu'une forte demande sur une tâche critique, un événement stressant inattendu ou la fatigue cognitive peuvent amener l'individu à se désengager de momentanément de certaines tâches secondaires pour se concentrer sur une tâche principale. Cette ré-orientation des priorités peut se révéler dangereuses lorsqu'elle conduit à omettre de réaliser certaines sous-tâches (ex : check-lits) [117] ou ne plus répondre à des stimuli critique [50, 49]. Une mesure classique de laboratoire est l'analyse temporelle du signal EEG en réponse à des stimulations répétées [137]. Cette méthode appelée « potentiel évoqué » (*Event Related Potentials - ERP* en anglais) a été particulièrement utilisée dans des paradigmes expérimentaux où des sujets doivent réaliser une tâche principale tout en devant porter leur attention sur des stimuli visuels ou auditifs cibles (ex : tâche oddball) [189]. Les résultats montrent que lorsque la demande de la tâche principale s'accroît l'amplitude des potentiels évoqués liés aux stimuli cibles diminue, traduisant un désengagement de la tâche secondaire au profit de la tâche principale [105]. Ce type de paradigme a été utilisé dans le cadre de la compréhension de la surdité aux alarmes auditives en aéronautiques [54, 79], phénomène qui se produit lorsque la tâche principale de pilotage devient particulièrement engageante (ex : atterrissage, gestion de panne) [53]. Les résultats EEG ont montré que l'amplitude des potentiels évoqués auditifs diminuait drastiquement lorsque les pilotes ne répondaient pas aux alarmes sonores et ce de manière précoce autour de 100 ms [31]. Ce dernier résultat suggère un désengagement automatique et inconscient de la tâche de réponse aux alarmes pour se concentrer d'avantage sur la gestion difficile du vol. Une telle bascule d'engagement entre différentes activités peut être évaluée en mesurant des interactions spécifiques d'aires cérébrales. Par exemple, une étude en IRMf a récemment démontré que le désengagement d'une tâche auditive au profit d'une tâche visuelle de pilotage se traduisait par une désactivation du cortex auditif primaire et une augmentation de l'activité d'aires visuelles liées au traitement du mouvement [66]. Ainsi cette approche, plus fine, permet d'interpréter et d'identifier précisément la dynamique de l'engagement entre des activités cognitives et comportementales précises.

Sur-engagement et In-engagement

Au-delà des indices neurophysiologiques, d'autres moyens peuvent venir compléter la détection d'états délétères associés au concept d'engagement tels que le sur-engagement ou l'in-engagement (*cf.* 1.3). Le sur-engagement reflète des états de tunnélisation attentionnelle et de persévération comportementale. Plusieurs auteurs ont démontré que ce sur-engagement se traduit par une consultation réduite du nombre de zone d'intérêt (ZI) sur l'interface utilisateur [187], un taux de saccade diminué entre les ZI [50] et l'absence de fixations oculaires sur les indices pertinents [169]. Ces indicateurs oculaires associés à une mesure du rythme cardiaque ont été utilisés pour apprendre à reconnaître et classer des états de tunnélisation attentionnelle dans le cadre d'interactions opérateur-robot autonome dans un scénario de panne [147]. Une limite de cette approche est qu'elle nécessite de disposer d'une connaissance

experte pour déterminer les aires d'intérêt et leur importance. D'autres auteurs ont montré que l'analyse de l'activité oculaire en tant que telle peut fournir des indices sur le degré d'engagement attentionnel en mesurant les temps de fixation [44] et l'activité saccadique [178]. Dans cette perspective, [146] a adapté le ratio développé par [80] de la manière suivante :

$$\frac{\text{saccades} + \text{short fixations}}{\text{long fixations}} = \frac{\text{« explore » in-engagement}}{\text{« exploit » sur-engagement}} \quad (1.1)$$

Le ratio est normalisé (*z-score*) et toute valeur supérieure à deux écarts types identifie des états d'in-engagement (deux écarts-types au dessus) [52] ou de tunnélisation (deux écarts-types en dessous) [148]. Bien que ces métriques n'aient pas été directement liées à mesurer l'engagement, des auteurs ont proposé une mesure d'entropie visuelle [56] et d'analyse du pic de vitesse de saccades [57] qui pourraient se révéler pertinentes. Par ailleurs des indices posturaux [95, 96] sont tout aussi intéressants pour mesurer ces états d'engagement (ex : distance de la tête à l'écran, vitesse des mouvements de la tête).

1.4 Conclusion

L'objectif de ce chapitre était de démontrer certaines limites du concept de la charge mentale pour prédire la performance et la nécessité de considérer un concept complémentaire. Dans cette perspective, le construit d'engagement semble particulièrement intéressant puisqu'il permet d'établir un lien entre des états psychologiques, comportementaux et cérébraux. En effet la notion d'engagement renvoie à des dimensions motivationnelles, émotionnelles et cognitives. De plus, la relation entre l'engagement et la difficulté de la tâche permet de rapporter différents états mentaux dégradés telle que la tunnélisation de l'attention, la persévération et la divagation attentionnelle. De plus ces états sont liés à la dynamique d'un engagement/désengagement comportemental qui sont le reflet de mécanismes neuronaux miroirs d'activation/désactivation. Cette considération permet le développement de mesures pour identifier de manière robuste les transitions de phase entre ces différents états dits positifs ou délétères. Ces métriques présentent l'avantage d'être accessibles à des capteurs portables tel que l'EEG, la fNIRS, l'eye tracking ou encore des capteurs de mouvement, ouvrant des perspectives pour la mise en oeuvre de systèmes neuroadaptatifs. De plus des travaux récents ont montré la possibilité de monitorer plusieurs opérateurs de manière synchrone. Cette approche, appelée hyperscanning, est utilisée pour évaluer le degré de coopération entre plusieurs agents humains [11]. Aussi, l'application de métriques d'engagement à cette technique d'hyperscanning semble particulièrement pertinente pour mieux comprendre la performance d'un collectif d'opérateurs humains.

Chapitre 2

Hyperscanning et monitoring de l'engagement et de la coopération de deux opérateurs

2.1 Introduction

Le chapitre précédent a introduit le concept d'engagement, avançant qu'il pouvait être un indicateur remarquable de la performance humaine et de sa dégradation. Plusieurs métriques ont été présentées et montrent qu'elles peuvent être utilisées en temps réel pour caractériser des états d'engagement ("flow", zone de confort), de désengagement (fatigue, stress, ennui) et de sur-engagement (tunnélisation, persévération). Ces métriques peuvent se révéler particulièrement pertinentes pour estimer l'état et la performance de plusieurs opérateurs en situation de coopération. En effet, dans la plupart des situations opérationnelles, plusieurs opérateurs humains sont amenés à partager des tâches et associer leurs compétences dans le but de réaliser une mission ensemble : dans le cadre de l'aviation, la mise en place des équipes pilote/copilote/opérateur au sol, ou encore leader/ailie en sont des exemples notoires. Or l'efficacité et la coordination du collectif peuvent-être remis en cause si l'un de ses membres n'est pas suffisamment engagé. Aussi, la mesure simultanée de l'activité cérébrale de plusieurs personnes, appelée Hyperscanning, est un moyen intéressant pour évaluer non seulement le niveau d'engagement (*i.e.* optimal ou délétère) de chaque agent humain mais aussi pour mesurer leur niveau de synchronisation. Dans cette partie, nous présentons l'état de l'art sur la problématique de l'hyperscanning en détaillant les paradigmes expérimentaux fondamentaux et appliqués existants, les différentes techniques de mesures ainsi que les outils principalement utilisés dans la littérature.

2.2 Interaction sociale et activité cérébrale

L'intérêt des neurosciences pour étudier l'activité du cerveau lors d'interactions sociales humaines est récente. Ces travaux ont conduit à identifier certaines des structures cérébrales soutenant les processus impliqués dans les capacités cognitives sociales [180]. Ces études ont conduit à proposer des hypothèses sur les rôles respectifs des régions du cerveau qui sont actives lors de tâches sociales. Par exemple, le système de « mentalisation » a pu ainsi être défini : il est composé de la Jonction Temporo-Pariétale (TPJ), qui estime les intentions d'autres personnes sur le court terme, et du Cortex Pré-Frontal médial (mPFC), qui enrichit les observations concernant d'autres personnes, à l'aide d'informations plus durables. Un autre exemple est le système de neurones-miroirs « MNS », qui décode rapidement les actions effectuées par les parties du corps d'autres personnes. L'objectif de ce système est lié à l'apprentissage (*i.e.* apprendre en regardant les autres) mais aussi sélectionner les actions les plus appropriés pour faciliter l'interaction sociale. Ce dernier point est particulièrement important car des individus en interaction cherchent à décoder l'état émotionnel et les intentions de son/ses partenaire(s). L'idée est que les cerveaux tentent de se comprendre et d'influencer les actions produite par les autres [11]. La figure 2.1 suivante détaille les réseaux cérébraux impliqués dans ces interactions sociales.

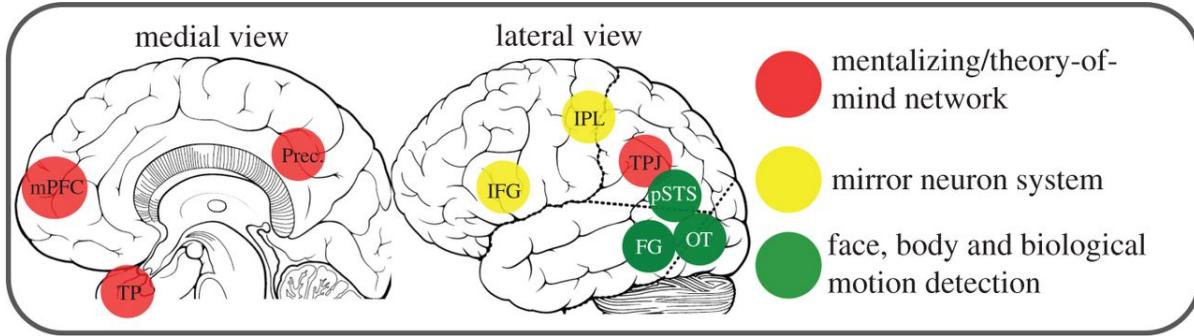


FIGURE 2.1 – Illustration du cerveau humain et des zones associées à l’interaction sociale, issue de [45].

La conclusion de ces travaux est qu’une majeure partie des interactions sociales ne sont pas observables d’un point de vue comportemental (*i.e.* gestes, paroles) et qu’il est nécessaire de développer de nouvelles techniques pour les révéler. Dans ce but, les auteurs de [125] ont proposé d’employer l’acquisition simultanée des données cérébrales provenant de plusieurs sujets humains et ont nommé ce procédé l’« hyperscanning ». En effet, la surveillance simultanée des cerveaux semble pouvoir apporter encore plus d’information sur la situation sociale. L’accès aux événements neuronaux sous-jacents permet de rechercher directement des corrélations dans l’activité neuronale entre des cerveaux socialement engagés. Certaines activités dans un des cerveaux peuvent en effet se révéler constamment corrélées avec des activités similaires dans un autre cerveau. Ce procédé laisse la possibilité de découvrir d’importantes relations neuronales pour estimer les états de l’interaction afin d’éviter au plus tôt des situations peu recommandées (ex : manque de synchronisation des opérateurs dans une manœuvre).

2.3 Principaux résultats expérimentaux sur l’activité cognitive d’opérateurs en interaction

Les premiers travaux en hyperscanning [125] étaient basés sur des données provenant de machines d’Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Cette approche a été rapidement étendue à l’EEG [13] et à la fNIRS [75] qui permettent de mesurer l’activité cérébrale dans des situations plus écologiques. Afin d’étudier les propriétés cérébrales de sujets humains en interaction, les auteurs de [113] ont étudié les signaux EEG de guitaristes. Ils ont demandé à huit couples de guitaristes de jouer un morceau de musique pendant l’enregistrement simultané de leurs activités cérébrales. Les signaux issus de l’hyperscanning EEG mis en place ont été soumis à une expansion complexe de Gabor [126]. Les phases étant les arguments (angles dans le plan complexe) des signaux temps-fréquence complexes obtenus, ces derniers permettent le calcul d’indicateurs intra-cerveaux, les *Invariances de Phase*, et d’indicateurs inter et intra-cerveaux, les *Cohérences de Phases* ([127], formules 3.4 et 3.3, présentées dans la section suivante, *cf.* Figure 2.2.A). Les auteurs montrent que la synchronisation des guitaristes sur une information auditive (ici le métronome), augmente la synchronisation de phase en terme d’invariance et de cohérence de phase dans la bande θ (4 – 7Hz). La même équipe de recherche a réitéré cette étude sur douze guitaristes [155], et a constaté que lorsque la demande en coordination musicale est forte, les « liens » entre les électrodes, définis par des cohérences de phases statistiquement significatives, sont plus denses, confirmant ainsi les résultats précédents. Ces derniers travaux étudient aussi les propriétés de « petits mondes » du graphe formé par les connections significatives entre les électrodes : lors d’une forte demande de coordination, le coefficient de clustering moyen de ce graphe (*cf.* formule 3.6) et la taille moyenne des chemins dans ce même graphe (*cf.* formule 3.7) sont plus grands. Ces propriétés pourraient refléter une architecture optimale pour le traitement de l’information [168]. Enfin, un rôle de leader a été donné à l’un des sujets qui devait alors diriger le morceau : l’invariance de phase des signaux cérébraux du leader est en moyenne plus grande que celle du suiveur (*cf.* Figure 2.2.B). Ces travaux, bien que focalisés sur une catégorie particulière de la population (des guitaristes), nous donnent des indicateurs de synchronisation d’une équipe sur un signal auditif, des indices sur la coordination et sur les rôles des acteurs de l’interaction.

Les auteurs de [63, 62] ont étudié les signaux EEG de vingt-deux sujets humains qui n’étaient pas sélectionnés pour des compétences particulières. Dans leurs expérimentations, les sujets étaient étudiés deux par deux : chaque sujet devait observer les mains de son partenaire via des caméras et des écrans de télévision (*cf.* Figure 2.3.B). Les signaux EEG obtenus – filtrés dans les bandes θ (4 – 7Hz), α - μ (8 – 12Hz), β (13 – 30Hz) et γ (31 – 48Hz) – ont été analysés dans trois conditions différentes. Dans la première condition (observation), il leur a été demandé de

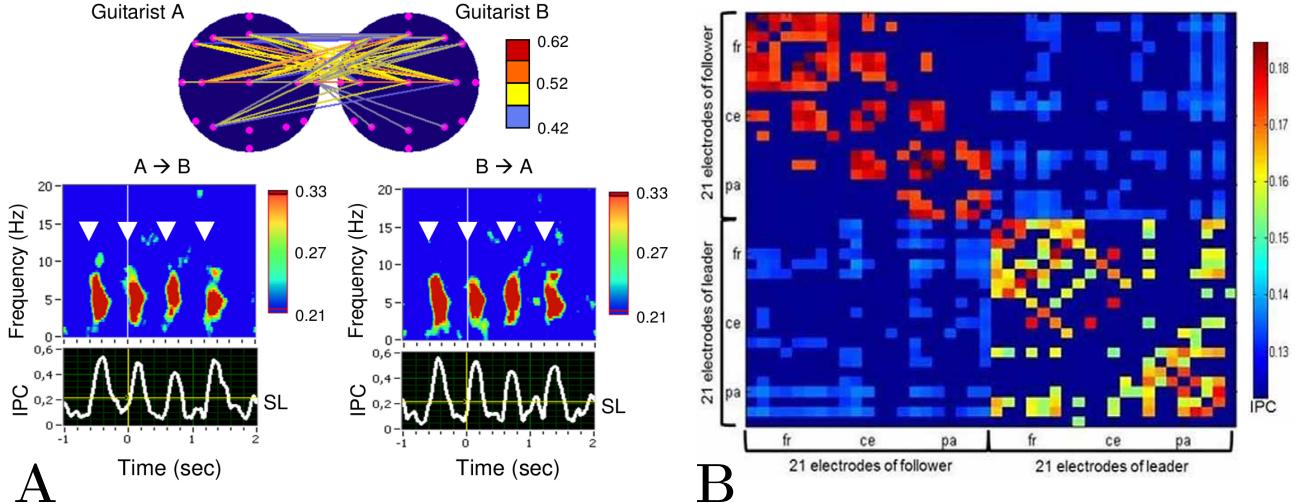


FIGURE 2.2 – **A** : Les lignes colorées entre les deux cerveaux représentent la synchronisation cérébrale entre les deux guitaristes en terme de cohérence de phase entre les paires d'électrodes à la fréquence θ (4.95Hz) 140 ms après le stimulus auditif. En dessous, des diagrammes temps-fréquence de la cohérence moyenne pour six paires d'électrodes : dans le diagramme de gauche (resp. droite), les paires d'électrodes sélectionnées représentent la cohérence de phase entre une électrode du guitariste A (resp. B) et les six électrodes fronto-centrales du guitariste B (resp. A). L'évolution temporelle des valeurs de la cohérence à la fréquence θ (notée « IPC » ici) est représentée sous les diagrammes temps-fréquence. Figure issue de [113]. **B** : Cohérences de phase inter et intra-cerveaux formant un « réseau hyper-cerveaux ». Les cohérences intra-cerveau du leader (en haut à gauche) sont plus élevées que celles du suiveur (en bas à droite), et toutes les cohérences sont plus élevées que lorsqu'il n'y a pas d'interaction. Enfin, c'est ce type de matrice seuillée qui définit les « liens » entre les électrodes formant un graphe dont les propriétés sont étudiées (*cf.* Section 3.3). Figure issue de [155].

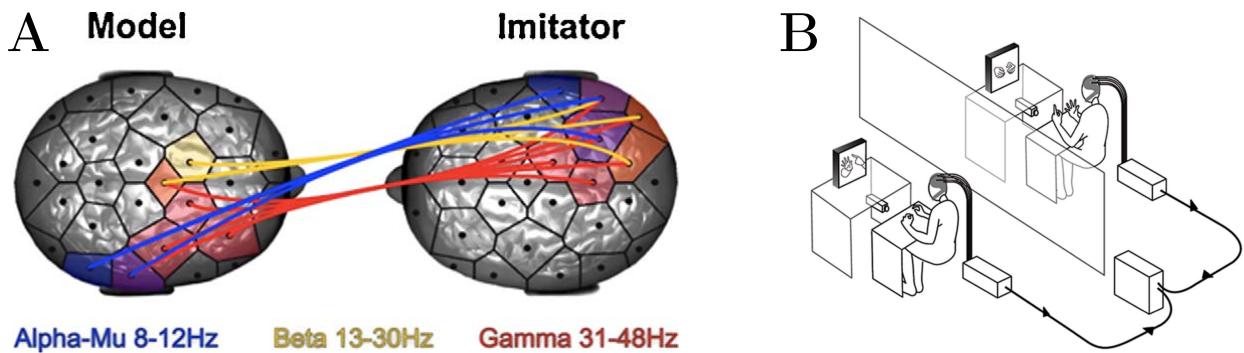


FIGURE 2.3 – **A** : Illustration des couples de zones inter-cerveaux ayant des synchronisations de phase significatives, en termes de cohérence de phase. Un sujet modèle (à gauche) est imité par le sujet de droite. **B** : Disposition des sujets, des instruments EEG, des écrans et des caméras durant l'interaction étudiée. Images issues de [63].

regarder des vidéos de mouvements de mains (mouvements sans signification). Dans la seconde condition (imitation spontanée), il leur a été demandé d'imiter, lorsqu'ils le souhaitent, les mouvements des mains de leur partenaire qu'ils observaient sur l'écran. Enfin, dans la troisième condition (imitation forcée), il a été demandé à l'un des sujets d'imiter le mouvement (sans signification) des mains de l'autre sujet. Enfin, dans le but d'avoir des bases de référence, les signaux ont aussi été enregistrés lorsque les sujets regardaient simplement un écran blanc sans bouger, et lorsqu'ils regardaient ce même écran blanc en faisant des gestes devant leur caméra. Les phases et les amplitudes des signaux ont été extraits grâce à une méthode basée sur la transformée de Hilbert [34]. Les cohérences de phases (formule 3.3) ont été calculées pour chaque paire d'électrodes, et les valeurs significatives ont été sélectionnées à l'aide de tests non paramétriques et à comparaisons multiples adaptés [119, 120, 133]. Dans le cas de la condition d'imitation spontanée, les résultats montrent une augmentation des cohérences de phases significatives dans plusieurs

bandes de fréquences ($\alpha - \mu$, β , γ), lorsque les sujets commencent et terminent des mouvements en même temps (sujets synchronisés), comparé aux périodes de temps où ils ne sont pas synchronisés (*cf.* Figure 2.3.A). Les zones inter-connectées sont différentes selon le rôle de l'opérateur (modèle ou imitateur). Lors de la condition d'imitation forcée, les cohérences de phases sont aussi significativement plus élevées que dans la condition où les sujets font des mouvements sans voir leur partenaire (bande θ , zones inter-connectées différentes). Ces résultats fournissent des marqueurs intéressants de coordination d'une équipe de deux opérateurs, et des indicateurs sur leurs rôles instantanés dans l'interaction.

Une étude de signaux EEG, qui n'utilise pas le principe de l'hyperscanning, mais qui concerne l'interaction entre individus, a été présentée dans [171] et est basée sur huit paires de participants. Cette étude propose un autre mar-

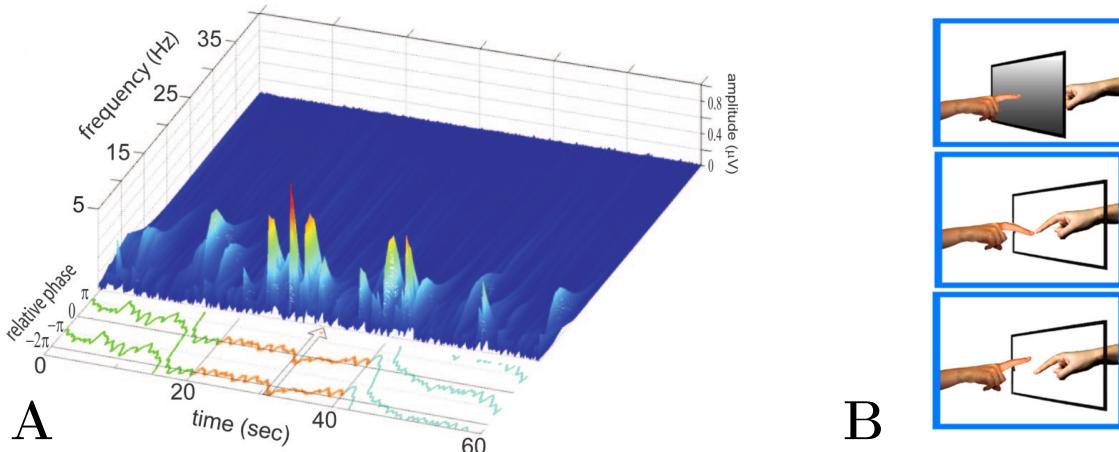


FIGURE 2.4 – **A** : Lien entre la puissance spectrale en ϕ_2 ($\sim 11-11.5\text{Hz}$) illustrée avec le diagramme temps-fréquence obtenu grâce à une transformée en ondelettes (dite de Gabor, ou encore de Morlet) et la coordination (phase des mouvements, en dessous du diagramme). Image issue de [171]. **B** : Illustration de l'expérimentation de [130] issue de ce même article (les expérimentations de [171] et [129] sont similaires).

queur de coopération, basé sur la puissance spectrale d'une bande de fréquence appelée « complexe ϕ » : ϕ_1 et ϕ_2 . Les auteurs de cette étude ont observé que la synchronisation (resp. désynchronisation) des mouvements des doigts des sujets augmente l'amplitude de ϕ_2 (resp. ϕ_1) dans l'aire centro-pariéto-droite (*cf.* Figure 2.4.A). Ces fréquences ϕ_1 et ϕ_2 sont définies comme étant les deux pics distincts entre 9.2 et 11.5Hz dans la différence des amplitudes spectrales entre des paires d'électrodes inter-hémisphériques. Les travaux décrits dans [129] et [130] sont relativement similaires. Ces études visaient à étudier les effets de la coordination des mouvements des humains sur la synchronisation et la désynchronisation du cerveau dans la bande μ (8–12Hz). En effet, l'activation de la bande μ est associée à la compréhension et à la coordination des actes moteurs. Dans ces travaux, douze sujets sont étudiés par paires sous plusieurs conditions : lorsqu'ils suivent le mouvement répétitif du doigt de leur partenaire en phase, en anti-phase, lorsqu'ils proposent leur propre mouvement de doigt au partenaire, et lorsqu'ils ne se voient pas réaliser ces mouvements (*cf.* Figure 2.4.B). Des variations de puissance spectrale dans la sous-bande supérieure (10-12 Hz) du domaine μ lors des tâches de coordination sociale ont été observées. Les résultats montrent que l'activité de la bande μ supérieure est sensible aux tâches de coordination intentionnelles en temps réel. De tels « neuromarqueurs » intra-cerveau peuvent être pertinents pour estimer l'évolution d'une tâche de coordination entre deux êtres humains.

L'équipe des auteurs de [12] se sont fortement penchés sur l'hyperscanning EEG, comme le montrent les nombreux travaux qui sont décrits dans les prochains paragraphes. Dans cet article particulier, les auteurs décrivent cinq groupes de quatre sujets qui jouent aux cartes (jeu italien appelé « tressette », *cf.* Figure 2.5.B). Les jeux de cartes ont été utilisés dans la littérature pour étudier les structures cérébrales impliquées dans l'évaluation de l'incertitude et des risques [141]. Les résultats de l'expérimentation mettent en évidence une augmentation de l'activité (en terme de puissance spectrale) dans le cortex cingulaire préfrontal et antérieur du joueur qui commence le jeu (leader), comparé aux mêmes régions du cerveau du joueur qui doit le suivre (suiveur). Ils utilisent aussi une métrique de connectivité dirigée issue de la causalité de Granger, appelée la *Cohérence Dirigée Partielle* (CDP) calculée à partir d'un modèle multivarié auto-régressif des signaux EEG [15, 156]. Ici, cet indicateur est intra-cerveau (*i.e.* les couples d'électrodes analysées appartiennent au même sujet). La CDP des régions d'intérêt du cerveau de chaque sujet permet le calcul de degrés sortants et entrants pour chaque région de chaque sujet, et ainsi une description

intéressante de la connectivité intra-cerveau des joueurs durant la partie et selon leur rôle (leader/suiveur). Cette expérimentation est reproduite et analysée dans [6] et [8] avec quatorze équipes de deux joueurs. Les signaux estimés dans le cortex cingulaire antérieur (ACC) du deuxième joueur de l'équipe montrent un lien de causalité de Granger (CDP) statistiquement significatif avec les signaux de différentes zones corticales du premiers joueur de la même équipe, estimés dans les bandes α , β et γ (cf. Figure 2.5.A). Les cohérences dirigées partielles (CDP) entre des régions d'intérêt de chaque cerveau ont pu être calculées. Les CDP statistiquement significatives ont été conservées, et induisent un graphe dirigé sur des régions d'intérêts. Il est montré que les degrés d'entrée et de sortie de certaines régions sont significativement différentes selon le rôle du joueur (leader/suiveur). De plus les résultats suggèrent que seuls les joueurs appartenant à la même équipe obtiennent une connectivité fonctionnelle inter-cerveaux statistiquement significative entre les signaux obtenus à partir de différentes zones corticales. Les auteurs parlent d'un marqueur de l'« esprit du groupe ».

Cette même équipe de recherche a aussi travaillé sur les marqueurs de la prise de décision humaine concernant la coopération au sein d'un groupe en absence de communication : pour cela, des couples de sujets sont amenés à interagir dans le cadre du *Dilemme du Prisonnier Itéré* (DPI). Dans ce cadre, chaque couple de sujets joue à plusieurs reprises au jeu du Dilemme du Prisonnier. Dans ce jeu, un joueur peut choisir l'une des deux stratégies possibles : soit coopérer (« C ») avec l'autre joueur, soit le trahir (« D » pour « defect »). Par conséquent, les résultats possibles des parties sont au nombre de quatre : les deux joueurs coopèrent (« CC », les deux joueurs obtiennent un score de 2), le premier joueur coopère tandis que l'autre trahit (« CD », le premier obtient un score de 0 et le second un score de 3), le premier joueur trahit alors que le second coopère (« DC », le premier gagne 3 et le second 0), et enfin les deux joueurs trahissent (« DD », les deux obtiennent 1). Dans [4, 6], les signaux de cinq couples de sujets sont analysés. La puissance spectrale suggère que la condition de trahison complète (DD) implique une plus grande activité cérébrale dans la bande de fréquences θ (3 – 6Hz) comparé à deux autres conditions : lorsqu'ils changent tous les deux leur choix pour celui fait par l'autre joueur à l'étape précédente, condition dite de « réciprocité-pardon » (noté « TT » pour « Tit for Tat »), ou lorsqu'ils coopèrent tous les deux (condition CC). Les auteurs laissent supposer qu'une grande implication des régions frontales pendant la condition de « trahison » est générée par l'effort impliqué dans cette prise de décision. Il semble qu'une planification mentale majeure est nécessaire pour le choix de « trahir », comparé au choix de coopérer.

En ce qui concerne l'hyperconnectivité (connectivité entre deux individus), les études [7] et [73] utilisent les signaux de cinquante-deux sujets interagissant dans le cadre du DPI (cf. Figure 2.6.A). Comme dans les études concernant le jeu de cartes, une auto-régression multivariée permet de calculer facilement la cohérence partielle dirigée (CPD) [156] définissant les liens de connectivité inter-individus : la connectivité (ou le réseau formé par les couples d'électrodes pour lesquelles la CPD est significative) est plus dense lorsque les deux joueurs coopèrent (CC) que lorsqu'ils se trahissent (DD). Les auteurs appellent cette variation d'hyperconnectivité, l'« image du cerveau social ». Dans l'article [73], les auteurs arrivent même à prédire les cas où les deux sujets se trahissent, avec une

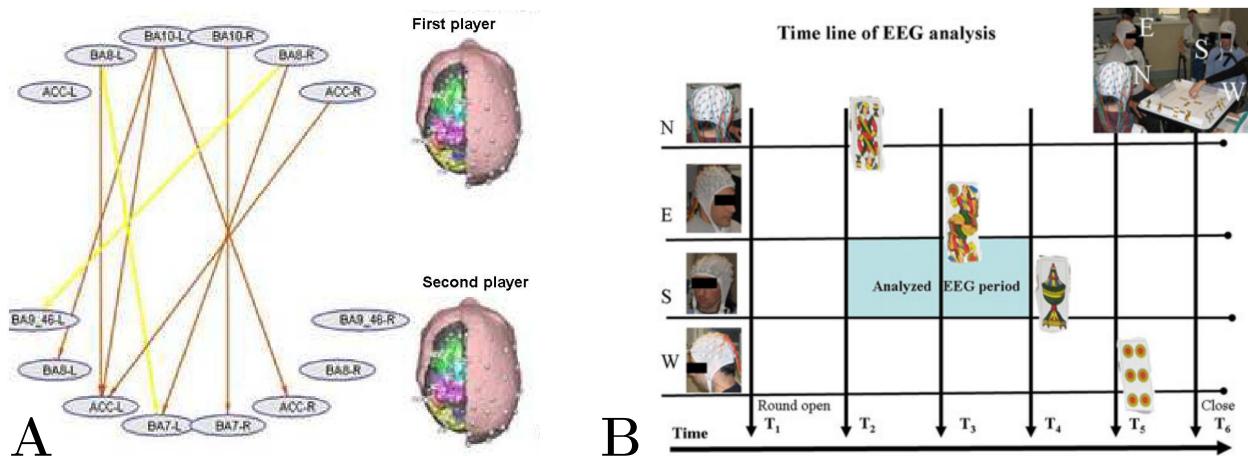


FIGURE 2.5 – A : Représentation des connections significatives inter-cerveaux, à l'aide de la cohérence dirigée partielle (CDP), de joueurs de la même équipe lors d'une partie de jeu de cartes. Image issue de [6]. B : Déroulement de l'expérimentation du jeu de carte, et période de temps analysée. Issue de [8].

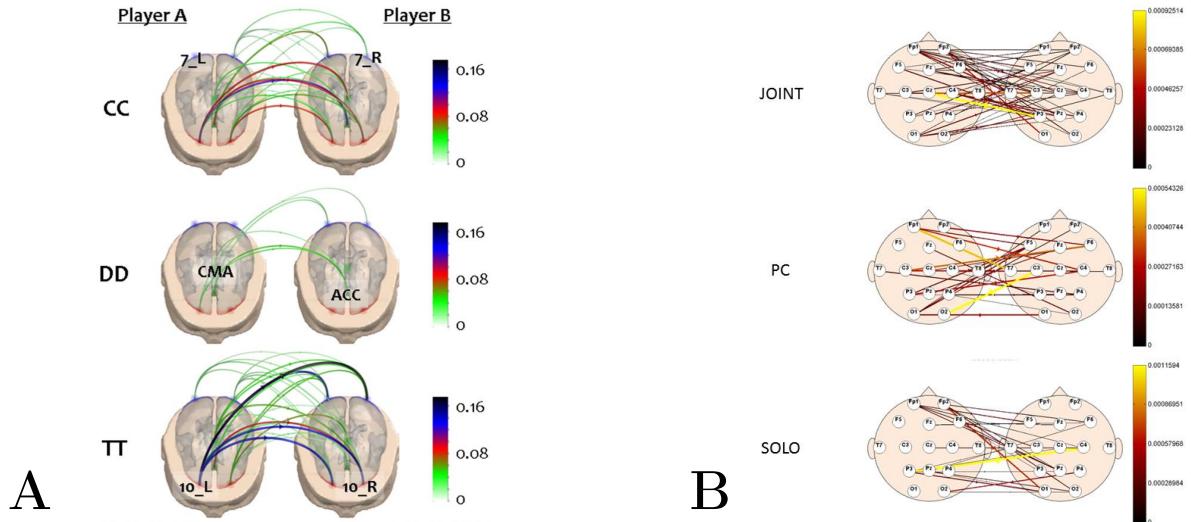


FIGURE 2.6 – **A** : Hyperliens basés sur la causalité de Granger (Cohérence Dirigée Partielle) entre des sujets jouant au Dilemme du Prisonnier Itéré : en haut deux coopérations (CC), au milieu deux trahisons (DD), et en bas deux les sujets ont chacun pris une décision différente, correspondant à la décision qu'avait prise l'autre joueur à l'étape précédente (TT). Figure issue de [7]. **B** : Figure issue de [9]. Connectivité inter-cerveaux durant une tâche conjointe de transport et d'équilibrage, pour trois conditions : avec un partenaire (JOINT), en pensant que le partenaire est l'ordinateur (alors que non, PC), et tout seul (SOLO).

exactitude de 90%. Pour cela, ils utilisent des mesures issues de la théorie des graphes comme l'*efficacité*, la *modularité* [19] et la *divisibilité* (*cf.* Section 3.3), ainsi qu'un *perceptron multi-couche* (*cf.* Section 3.4). Enfin, dans l'article [5], six couples de sujets interagissent dans le cadre du « Jeu du Poulet » (*Chicken's Game*) : ce jeu implique une plus grosse perte lorsque les deux joueurs se trahissent que dans le Dilemme du Prisonnier. Les auteurs montrent que la trahison et la condition « réciprocité-pardon » (TT) ont provoqué une activité corticale significative, dans la bande de fréquence β , par rapport aux conditions de coopération. La cohérence dirigée partielle (CDP) dans cette même bande est aussi utilisée pour mieux décrire la dynamique de l'activité du cerveau dans ce contexte.

Plus récemment, les auteurs de [9] ont montré qu'une action conjointe de coopération augmente la connectivité inter-cerveaux (*cf.* Figure 2.6.B). La tâche consistait à soulever une balle roulante jusqu'à une région cible particulière située en haut de l'écran, cela en contrôlant les deux côtés (gauche et droite) d'une barre virtuelle portant la balle. Afin d'augmenter la complexité, un obstacle a été placé au milieu de l'écran. Le but du jeu est de soulever, et d'équilibrer les objets, afin que la balle roulante puisse atteindre la zone cible sans tomber au sol ou frapper l'obstacle. Ils ont demandé à huit couples de sujets d'effectuer cette tâche dans différentes conditions. « JOINT » : chaque sujet contrôle l'un des côtés de la barre. « PC » : même condition, sauf que les sujets pensent jouer avec un ordinateur. « SOLO » : les sujets remplissent la tâche seuls, en contrôlant les deux côtés de la barre. Des cohérences dirigées partielles (CDP) inter et intra-cerveau significatives sont calculées, et des indices issus de la théorie des graphes (densité inter-cerveaux et divisibilité, *cf.* formules 3.8 et 3.9) en sont extraits [153]. Dans la condition « JOINT », la densité est plus grande et la divisibilité est significativement plus petite que dans les deux autres conditions. Les auteurs expliquent que ces différences significatives, en termes de liens de causalité inter-cérébraux, ne peuvent être attribuées qu'à l'interaction entre deux sujets visant à atteindre un objectif commun.

Dans l'article [174], les auteurs reportent leurs expérimentations sur des pilotes civiles dans un simulateur de vol (*cf.* Figure 2.7.A). Les signaux EEG simultanés de six couples de pilotes (capitaines et copilotes) sont enregistrés durant un vol de cinquante minutes effectué par chaque équipe. Durant ce vol, la surcharge mentale et la coopération nécessaire ont été modulées : durant la phase de décollage, il est demandé au capitaine de piloter l'avion pendant que le copilote vérifie les instruments du poste de pilotage et fourni tous les renseignements demandés par le capitaine. Durant la période de croisière, il est demandé au capitaine, puis au copilote, d'effectuer une tâche d'Interface Cerveau-Machine (ICM) pendant laquelle leur partenaire doit piloter l'avion. Cette tâche d'ICM consiste à faire bouger un curseur sur des cibles en haut et bas d'un écran. A la fin de la période de croisière, durant l'atterrissement, une panne électrique est simulée dans les instruments du capitaine, forçant le copilote à prendre le contrôle de

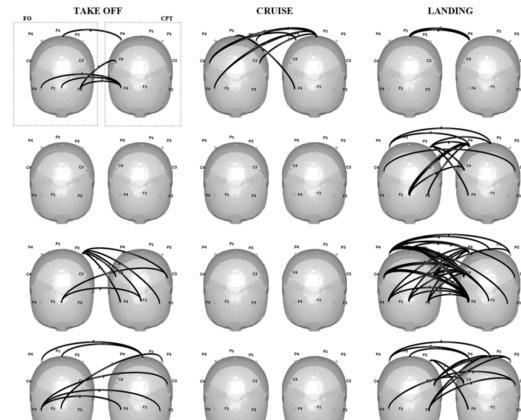
l'avion. Les signaux EEG enregistrés durant la phase de roulage sont utilisés comme base de référence pour l'analyse spectrale. Dans ces travaux, les auteurs utilisent une approche statistique adapté à la validation de la Cohérence Dirigée Partielle [173, 192, 175]. Cette approche mène à une matrice d'adjacence définie sur les couples d'électrodes et à des seuils associés, permettant la définition de graphes. Les auteurs montrent que les indices qu'ils utilisent pour décrire les graphes intra-cerveau obtenus ont des valeurs inférieures durant la phase de croisière. Comme le montre la figure 2.7.B, la connectivité inter-cerveaux augmente significativement avec la nécessité de coopération durant l'atterrissement due à la panne électrique.

Un article plus récent [159] étudie des couples d'opérateurs humains sur la tâche MATB¹ [40]. Les auteurs ont utilisé les signaux EEG de dix participants (*cf.* Figure 2.8). La tâche réalisée par les participants est modulée en difficulté. Des données subjectives sont récoltées grâce au questionnaire NASA-TLX [88], et les données objectives enregistrées sont des critères de performance pour chacune des tâches : le critère global de performance en est la moyenne. La densité spectrale de puissance (PSD) permet le calcul d'un indice de charge mentale $\frac{\theta}{\alpha}$ à partir de bandes de fréquence individuelles définies à partir de la fréquence α individuelle (IAF, [102]) : bande $\alpha = [IAF - 2Hz, IAF + 2Hz]$, bande $\theta = [IAF - 6Hz, IAF - 2Hz]$. Cet indice montre une tendance à augmenter entre la condition facile et difficile, tandis que la performance diminue significativement et la surcharge cognitive subjective augmente significativement. Le calcul de la cohérence partielle dirigée généralisée (gPDC) est effectué entre les deux cerveaux, à l'aide d'une auto-régression multivariée, sur les bandes de fréquence $\theta = [4, 8Hz]$, $\alpha = [8 - 12Hz]$ et $\beta = [12 - 25Hz]$. La gPDC définit un graphe pondéré, dont chaque nœud est une électrode, et la gPDC entre deux électrodes définit le poids de l'arrête entre les deux nœuds. De ce graphe est extrait la « force » des nœuds du graphe, c'est-à-dire la somme des poids des arrêtes sortantes pour chaque nœud du graphe, ainsi que le coefficient de « clustering » de chaque nœud, c'est-à-dire la fraction de voisins qui sont connectés entre eux (*cf.* formule 3.6). La force du graphe augmente significativement avec la difficulté (bande α dans toutes les zones considérées, et bande θ dans la région frontale). Lors de la condition difficile, le coefficient de clustering dans les bandes β et α est corrélé négativement avec l'indice de workload : lorsque l'indice de workload augmente, le coefficient de clustering (dans la zone centrale et pariétale pour β , dans la zone centrale seulement pour α) diminue, illustrant une moins bonne efficacité du transfert d'information [28] (proche d'un graphe aléatoire). Enfin, quelques travaux en hyperscanning ont considéré les signaux de spectroscopie proche infra-rouge (NIRS) de sujets ayant pour tâche d'appuyer sur un bouton de manière synchronisé avec son partenaire. Dans [47] les auteurs montrent que la performance de coopération est corrélée à la cohérence inter-cerveaux. Dans [75], ils montrent que la performance de synchronisation est corrélée à la covariance temporelle et spatiale. La synchronisation motrice a aussi été étudiée par les auteurs de [104] et de [86]. Enfin les auteurs de [94] et [101] se sont intéressés à l'image de l'hyper-cerveau dans le cas d'une communication par la parole.

1. <https://matb.larc.nasa.gov/>



A



B

FIGURE 2.7 – A : Réalisation de l'expérimentation de [174] par un capitaine et un copilote dans un simulateur de vol. B : Représentation de la connectivité inter-cerveaux de couples capitaine-copilote durant les trois phases du vol. Images issues de [174].

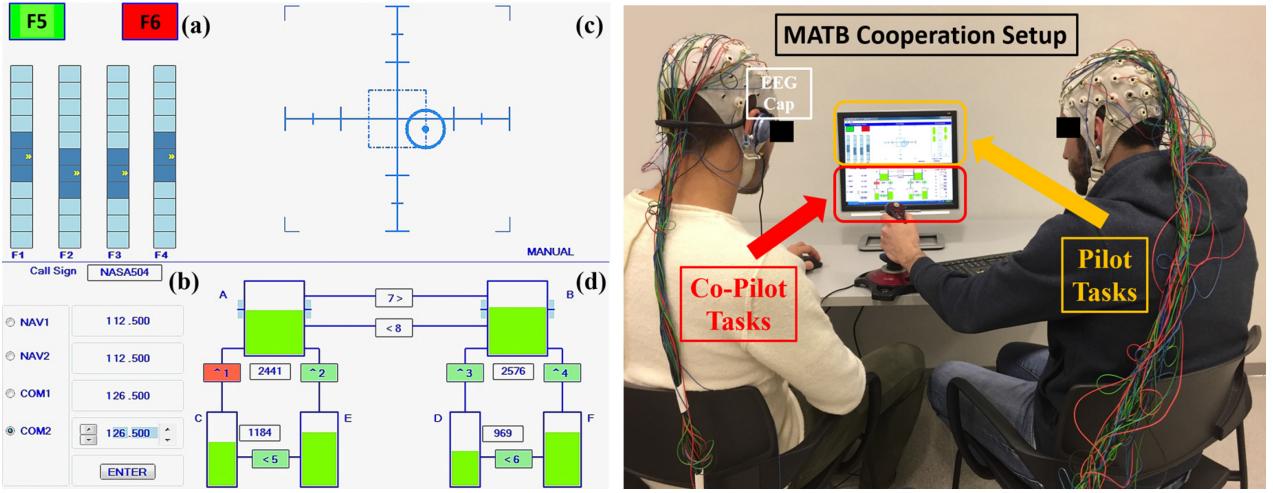


FIGURE 2.8 – Expérimentation d’hyperscanning EEG sur la tâche MATB, issue de [159]. **a)** Tâche de contrôle de jauge et de voyants d’avertissement. **b)** Tâche d’exécution d’ordres auditifs. **c)** Tâche de contrôle manuel d’une cible instable. **d)** Tâche de contrôle de débits de pompes à la souris. Dans cette expérience, les tâches **a)** et **c)** sont réservées au sujet ayant le rôle de pilote, et les tâches **b)** et **d)** au sujet co-pilote.

2.4 Conclusion

Les quelques expérimentations résumées dans cette section utilisent des statistiques construites sur les signaux cérébraux, appelées *marqueurs*, dans le but de décrire la dynamique de ces signaux provenant de sujets humains en situation d’interaction. Un marqueur peut être calculé à partir d’un seul signal (issu d’une seule électrode EEG par exemple), généralement en utilisant une transformation fréquentielle. Les marqueurs peuvent aussi être basés sur des liens de connectivité, c’est-à-dire des mesures de corrélation ou de causalité entre les signaux de différentes zones du (ou des) cerveau(x). Les mesures de connectivité mises en évidence dans les travaux présentés étaient essentiellement des statistiques sur les phases des signaux, ou des indicateurs issus de la *causalité de Granger* dans le domaine fréquentiel (ex : la *cohérence dirigée partielle*). De nombreuses autres mesures de connectivité existent [17] et quelques-unes sont décrites dans les sections qui suivent. Comme l’ont montré certains travaux de la littérature en hyperscanning, la dynamique cérébrale peut aussi être décrite plus globalement à l’aide de statistiques sur les graphes engendrés par ces mesures de connectivité. Certains articles utilisent par exemple l’indice de *clustering* ou la *divisibilité* des graphes d’adjacence afin d’avoir des descripteurs globaux du réseau cérébral engendré par différentes situations d’interaction. Tous ces marqueurs ont été étudiés dans des contextes variés comme des expérimentations de synchronisation de mouvements (ex : doigts, mains), de coordination (ex : jeux vidéos) ou de coopération (pilotes, dilemme du prisonnier). Ils ont permis de mettre en évidence des informations sur l’équipe formée par les sujets, comme par exemple les rôles respectifs de chaque individu (guitare), la charge mentale de l’équipe (ex : MATB), ou même l’esprit de groupe (ex : jeu de cartes). Dans le chapitre suivant, les marqueurs les plus populaires sont présentés formellement, ainsi que la chaîne de traitement menant à l’estimation d’un état mental. L’introduction de chacune de ces techniques est reliée aux expérimentations d’hyperscanning exposées précédemment, ou à d’autres travaux de recherche, décrits succinctement, visant à l’estimation en temps réels d’état mentaux. Ce dernier chapitre expose donc les méthodes qui sont classiquement utilisées pour la mise en place de prédictions relatives à l’état d’une équipe d’opérateurs humains, ainsi que des techniques plus récentes qui semblent prometteuses.

Chapitre 3

Approche formelle pour l'estimation de l'état d'engagement de plusieurs opérateurs

3.1 Introduction

Les méthodes expérimentales et les résultats d'études relatives aux signaux cérébraux d'êtres humains en situation d'interaction ont été résumés dans le chapitre précédent. La plupart des approches présentées utilisent le concept d'hyperscanning, c'est-à-dire l'enregistrement simultané de l'activité cérébrale de groupes de sujets humains. Les résultats qui ont été exposés concernent essentiellement les effets de certains facteurs de l'expérience (rôle, synchronisation, coopération des sujets, *etc.*) sur la valeur d'indices particuliers obtenus à partir des données cérébrales enregistrées (la puissance spectrale, l'invariance de phase, la cohérence dirigée partielle, *etc.*). Puisque certaines de ces valeurs varient significativement en fonction de facteurs contrôlés ou détectables relatifs à la situation des sujets, elles seront de bons candidats pour la construction de métriques décrivant l'état mental d'une équipe d'opérateurs. Ce chapitre présente formellement ces indices (appelés marqueurs), ainsi que d'autres indicateurs utilisés dans la littérature sur les interfaces cerveau-machine. Par exemple la *puissance spectrale* est l'une des caractéristiques les plus utilisées dans l'étude des signaux cérébraux. Cette valeur étant le carré du module de la transformée de Fourier, on parle de la puissance spectrale d'une bande de fréquence donnée. Le complexe ϕ proposé par [171] est un exemple de ce type de marqueur, dédié ici à l'estimation de la synchronisation motrice humaine. D'autres marqueurs classiquement utilisés en hyperscanning sont les mesures de *connectivité* ([17], cf. Figure 3.1.A), qui permettent d'estimer des liens de causalité ou de corrélation entre les activités de zones appartenant à différents cerveaux. Comme le montrent les travaux présentés dans la section précédente, les mesures de connectivité peuvent être aussi bien intra-cerveau qu'inter-cerveaux, ainsi leur utilisation ne se limite pas au cadre de l'hyperscanning. En effet, un cerveau seul ne se réduit pas à l'activation d'aires spécialisées, mais peut aussi être décrit plus finement en mettant en évidence des liens de connectivité entre les activités de différentes aires cérébrales du même cerveau. Ces outils mathématiques et métriques pourront être utilisés dans le cadre l'étude Hyperscan. Une dernière étape de ce projet consiste à estimer en temps réel l'état d'engagement et de coopération de deux agents. Ceci presuppose de mettre en œuvre des techniques d'apprentissage machine pour « reconnaître » et caractériser ces états en ligne. Aussi ce chapitre présente l'état de l'art du domaine et nous aide à identifier les approches les plus appropriées pour la problématique considérée.

3.2 Mesures de connectivité

Les mesures de connectivité classiques sont obtenus en considérant les signaux comme des variables aléatoires. Considérons $n > 1$ signaux $t \mapsto s_i(t)$, $\forall i \in \{1, \dots, n\}$, enregistrés à une fréquence donnée, durant la fenêtre de temps $\{1, \dots, T\}$ avec $T > 0$. En notant $E[s] = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T s(t)$ la moyenne du signal $s : \{1, \dots, T\} \rightarrow \mathbb{R}$, le *Coefficient de Corrélation de Pearson* de s_i et s_j est

$$R_{i,j} = \frac{E[s_i \cdot s_j] - E[s_i] \cdot E[s_j]}{\sqrt{E[s_i^2] - E[s_i]^2} \sqrt{E[s_j^2] - E[s_j]^2}},$$

soit la covariance des signaux divisée par le produit des écarts types. Cette mesure considère les signaux reliés de manière linéaire. L'*Information Mutuelle* de s_i et s_j n'est pas basée sur cette hypothèse. Elle se calcule à partir

d'estimations de leurs distributions de probabilité supposées (des histogrammes définis sur un ensemble fini $S \ni s$), notées ici $p_{i,j} : S^2 \rightarrow [0, 1]$ (avec $\sum_{i,j=1}^n p_{i,j} = 1$) :

$$MI_{i,j} = \frac{1}{\#S} \sum_{(s,s') \in S^2} p_{i,j}(s, s') \log \left(\frac{p_{i,j}(s, s')}{p_i(s)p_j(s')} \right)$$

où $p_i(s) = \sum_{s'} p_{i,j}(s, s')$ et $p_j(s) = \sum_{s'} p_{i,j}(s', s)$. Ces mesures étant très classiques, elles sont facilement interprétables et leurs propriétés sont bien connues. Cependant, elles peinent à fournir suffisamment d'informations sur les couples de signaux cérébraux puisqu'elles ne tiennent pas compte de leurs évolutions temporelles. La corrélation croisée,

$$CC_{i,j}(\tau) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T s_i(t)s_j(t+\tau), \quad (3.1)$$

notée « CC », permet la prise en compte d'une corrélation décalée dans le temps. C'est aussi le cas de sa transformée de Fourier, définie sur l'ensemble des fréquences considérées, appelée *Densité Spectrale Croisée*, ou *Spectre croisé*, $DSC_{i,j}(f)$. Etant donnée une fréquence f , et une fenêtre de calcul $j \in \{1, \dots, n\}$, la transformée de Fourier du signal s_k nous fournit une phase $\phi_k(f, j)$ et une amplitude $A_k(f, j)$. La Densité Spectrale Croisée des signaux s_k et s_l peut-être alors définie comme :

$$DSC_{k,l}(f) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n A_k(f, j) A_l(f, j) e^{i(\phi_k(f, j) - \phi_l(f, j))},$$

avec i le nombre complexe imaginaire pur et de module un. La *Cohérence Spectrale* peut-être définie à partir de la DSC :

$$CS_{i,j}(f) = \frac{|DSC_{i,j}(f)|}{\sqrt{DSC_{i,i}(f)} \sqrt{DSC_{j,j}(f)}}.$$

Si le module complexe n'est pas appliqué au numérateur, on obtient la *Cohérence Spectrale Complexe* $CSC_{i,j} = \frac{DSC_{i,j}(f)}{\sqrt{DSC_{i,i}(f)} \sqrt{DSC_{j,j}(f)}}$. Cette dernière permet le calcul de la métrique appelée l'*Indice de Pente de Phase* [131], ou « PSI » (pour *Phase Slope Index*) :

$$PSI_{i,j} = Im(CSC_{i,j}^*(f) \cdot CSC_{i,j}(f + \delta f)), \quad (3.2)$$

où Im est la partie imaginaire, et δf est la résolution en fréquence.

Les travaux décrits dans [113, 63] et dans la section précédente, ont exploité une mesure de connectivité appelée la *Cohérence de Phase Moyenne* [109], ou « PLV » (pour *Phase Locking Value*, appelé aussi *Phase Locking/Synchronisation Index* ou *Mean Phase Coherence*) :

$$PLV_{k,l}(f) = \frac{1}{n} \left| \sum_{j=1}^n \exp(i \cdot (\phi_k(f, j) - \phi_l(f, j))) \right| \quad (3.3)$$

avec $(k, l) \in (\mathbb{N}^*)^2$, j une fenêtre de temps et $n > 0$. Les auteurs de [113] ont aussi utilisé l'*Invariance de Phase*, qui n'est pas une mesure de connectivité, mais qui est aussi basée sur la phase du signal :

$$PI_k(f) = \frac{1}{n} \left| \sum_{j=1}^n \exp(i \cdot \phi_j(f, j)) \right|. \quad (3.4)$$

La *Consistance de Phase par Paires*, ou « PPC » (pour *Pairwise Phase Consistency*) [184] a été conçue comme une amélioration non biaisée de la PLV, tout comme l'*Indice/Estimateur du Décalage de Phase* [165], ou « PLI » (pour *Phase Lag index*, encore appelé *Phase Shift Estimator*) qui est basé sur le signe des décalages de phase modulo π et défini comme suit :

$$PLI_{i,j}(f) = \left| \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \text{signe}(\phi_i(f, k) - \phi_j(f, k)) \right|.$$

Des versions plus récentes de cet indicateur ont été proposés, comme l'indice de décalage de phase « pondéré », « débiaisé » [183] ou « dirigé » [167].

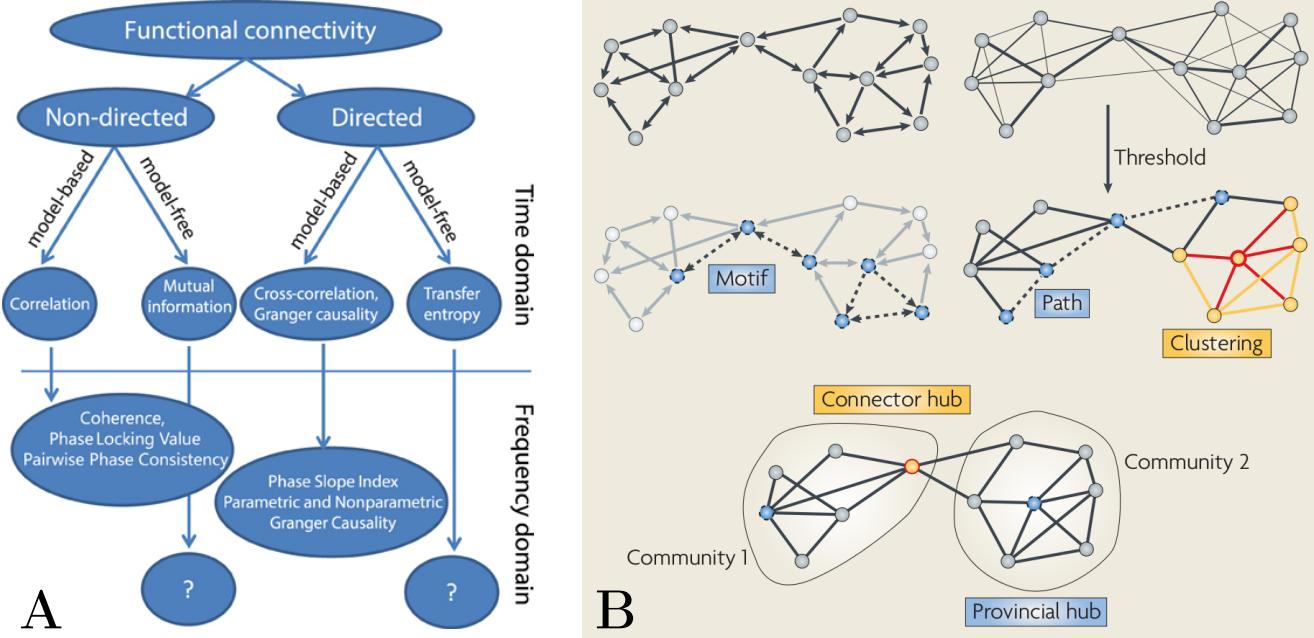


FIGURE 3.1 – **A** : Exemple de marqueurs de connectivité utilisés dans la littérature. Image issue de [17]. **B** Marqueurs issus de la Théorie des Graphes [28].

La plupart des mesures de connectivité présentées jusqu’ici sont dites *non-dirigées* (*cf.* Figure 3.1.A) car elles sont symétriques, comme la corrélation ou la cohérence de Phase Moyenne (PLV). D’autres métriques, quant à elles, sont dites *dirigées*, car elles n’associent pas forcément la même valeur au couple de signaux (s_i, s_j) et à son couple symétrique (s_j, s_i) . Ces métriques dirigées définissent des liens de *causalité* entre les signaux, comme l’indice de pente de phase (PSI), issue de la cohérence spectrale complexe (CSC), ou la corrélation croisée (CC) qui sont présentés plus haut (*cf.* formules 3.2 et 3.1). Une autre métrique dirigée importante est la *Causalité de Granger*, introduite initialement dans le cadre de recherches en économie [83] et dont est issue la *Cohérence Dirigée Partielle* [15], et la *Fonction de Transfert Dirigée* [100], qui sont d’autres exemples de mesures de connectivité dirigées. Ces mesures sont basées sur un modèle auto-régressif des signaux, c’est-à-dire sur une régression linéaire des signaux au temps t , en fonction de ces mêmes signaux durant une période précédent le temps t . La cohérence dirigée partielle, très utilisée dans les travaux exposés dans le chapitre précédent, est une version fréquentielle de la causalité de Granger. Elle se calcule facilement une fois l’auto-régression effectuée [8]. Des améliorations de cette métrique ont été proposés, comme la cohérence dirigée partielle généralisée [14, 159]. Enfin, nous pouvons aussi citer l’*Entropie de Transfert* [157, 114] qui a aussi été étendue pour mesurer spécifiquement les interactions dirigées entre les phases (*Entropie de Transfert de Phase* [115]).

Cette énumération de métriques de connectivité montre qu’une large variété de marqueurs peuvent être candidats à l’élaboration de l’interface de monitoring décrite dans le projet Hyperscan. Notons cependant qu’il est important de prendre en compte les limites des mesures de connectivité que nous souhaitons utiliser, leurs interprétations, et leur validation statistique afin d’éviter la mise en évidence de faux liens de connectivité [29]. Enfin, ces mesures étant définies pour tout couple d’électrodes, il peut être utile d’utiliser des métriques globales basées sur ces mesures, comme expliqué dans la section qui suit.

3.3 Statistiques de Graphes

Il est aussi possible d’utiliser des métriques décrivant les graphes issus des matrices d’adjacence d’électrodes définies par les marqueurs de connectivité (*cf.* Figure 3.1.B). Les liens des graphes sont souvent définis par seuillage des mesures de connectivités [19, 28, 166]. De nouveaux marqueurs sont ainsi définis [28] : degré des noeuds, corrélation des degrés (assortativité), coefficient de clustering, longueur des chemins, densité de connections, centralité d’un noeud, *etc.*

Un graphe est défini par le couple (V, E) , avec V un ensemble de noeuds, et E un ensemble d’arêtes. Les noeuds

$j \neq k \in V$ sont liés, ou sont voisins, si $(j, k) \in E$. On impose $(j, j) \notin E, \forall j \in V$. Le degré d'un noeud $j \in V$ est le nombre de connexions (ou de voisins) de j à d'autres noeuds de V :

$$d_j = \sum_{k \in V \setminus \{j\}} \mathbf{1}_{\{(j, k) \in E\}}. \quad (3.5)$$

Considérons maintenant l'ensemble des voisins d'un noeud $j \in V$ que l'on note $N_j = \{k \mid \{(j, k) \in E\}\}$. Le nombre de connections entre voisins est noté $t_j = \#\{(k, l) \in N_j^2 \mid (k, l) \in E\}$ (c'est aussi le nombre de « triangles » incluant le noeud j). Le coefficient de clustering d'un noeud $j \in V$ est la fraction des voisins du noeud j qui sont également voisins :

$$c_j = \frac{2 \cdot t_j}{d_j \cdot (d_j - 1)}, \quad (3.6)$$

où t_j est le nombre de triangles incluant j . En effet, il y a $\binom{d_j}{2} = \frac{d_j \cdot (d_j - 1)}{2}$ paires de voisins, soit autant de connections possible.

Une suite de noeuds $(j_1, j_2, \dots, j_n) \in V^n$ est un *chemin* si $\forall k \in \{1, \dots, n-1\}, (j_k, j_{k+1}) \in E$. L'ensemble des chemins de $j \in V$ à $k \in V$, qui peut être vide, est noté $\Pi_{j,k}$. La taille d'un chemin $p \in \Pi_{j,k}$, notée $\#p$ est le nombre de noeuds qui le compose. La *taille du chemin entre j à k* est définie comme étant la taille du plus petit chemin de j à k :

$$l_{j,k} = \min_{p \in \Pi_{j,k}} \#p \quad (3.7)$$

La densité inter-cerveaux est le rapport entre le nombre de connections inter-cerveaux significatives et le nombre total possible de connections entre les cerveaux :

$$\frac{I_{12} + I_{21}}{2 \cdot N^2} \quad (3.8)$$

où N est le nombre d'électrodes utilisées pour chaque sujet, I_{12} (respectivement I_{21}) est le nombre de connections significatives entre le sujet 1 (resp. 2) et le sujet 2 (resp. 1). En effet, il y a $2 \cdot N^2$ connections (dirigées) possibles entre les deux sujets (N choix pour l'électrode du sujet 1, N choix pour le sujet 2 et deux choix pour le sens de la connexion).

Notons $w_{i,j}$ le poids de l'arrêté $i \rightarrow j$ avec $(i, j) \in \{1, \dots, 2N\}^2$ deux électrodes du système de deux cerveaux. La divisibilité est définie comme

$$\frac{\sum_{i,j} w_{i,j}}{\sum_{i,j} w_{i,j} \cdot \text{diff}_{i,j} + \sum_{i,j} w_{i,j}} \quad (3.9)$$

où $\text{diff}_{i,j} = 1$ si l'électrode i n'est pas sur le même cerveau que j , et 0 sinon. Ainsi, s'il n'y a pas de connections inter-cerveaux, la divisibilité est égale à 1, elle est plus petite sinon.

3.4 Algorithmes d'apprentissage

Un marqueur physiologique, ou plus généralement un vecteur de marqueurs, est fiable pour un état mental donné, si les valeurs de ce marqueur caractérisent bien l'état mental en question. Autrement dit, la distribution de probabilité d'un tel vecteur est significativement différente lorsque l'opérateur humain change d'état mental. Cette propriété offre souvent la possibilité de généraliser à partir d'exemples : le but de la *classification statistique* est de calculer (ou d'*apprendre*) une *fonction de prédiction* à partir d'un ensemble de données contenant des vecteurs de marqueurs (ou de *caractéristiques*). Cette fonction doit associer l'état mental le plus plausible à tout nouveau vecteur (et pas seulement à ceux présents dans le jeu de données).

Les données utilisées à des fins d'apprentissage, c'est-à-dire pour calculer la fonction de prédiction, sont appelées les *données d'apprentissage*. Dans le cadre de la classification statistique, l'ensemble d'apprentissage contient pour chaque vecteur (de caractéristiques), la sortie souhaitée pour la fonction de prédiction. Dans le cas de la classification des données physiologiques, les caractéristiques sont des marqueurs physiologiques et le résultat souhaité est la condition : « personne dans l'état mental d'intérêt » ou « hors de cet état ». En pratique, les données physiologiques sont enregistrées sur des personnes à qui il a été demandé d'effectuer des tâches spécifiques, connues pour faire atteindre des états mentaux particuliers aux êtres humains, ou pour leur faire éviter ces états. Les ensembles de données considérés sont dit *étiquetés*, les étiquettes étant les sorties souhaitées de la fonction de prédiction, c'est-à-dire l'état mental dans lequel était le sujet lorsque les vecteurs de caractéristiques ont été enregistrés. Puisqu'ils utilisent des ensembles de données étiquetés, les techniques de classification font partie de l'*apprentissage supervisé*.

Plus formellement, un ensemble de données étiqueté de taille $n \in \mathbb{N}$ et de dimension $d \in \mathbb{N}$ est noté $(X, y) \in \mathbb{R}^{n \times d} \times \{0, 1\}^n$, où X est une matrice dont la ligne $i \in \mathbb{N}$ est un vecteur $X_i \in \mathbb{R}^d$ de dimension $d \in \mathbb{N}$, et constitue la $i^{\text{ème}}$ donnée de l'ensemble. L'étiquette associée à cette donnée X_i , ou sa *classe*, est $y_i \in \{0, 1\}$, avec par exemple « 1 » pour « dans l'état mental étudié ». Dans la figure 3.2, $\forall i \in \{1, \dots, n\}$, $X_i = (HR_i, HRV_i) \in \mathbb{R}_+^2$ où $HR_i \in \mathbb{R}_+$ est la fréquence cardiaque et $HRV_i \in \mathbb{R}_+$ est sa variabilité. Ainsi X est l'ensemble des n données, et leurs étiquettes $y \in \{0, 1\}^n$ définissent les états mentaux d'intérêt : $y_i = 1$ si l'opérateur humain effectue une tâche de téléopération robotique (points bleus), et $y_i = 0$ (points rouges) s'il se repose.

Dans ce formalisme, une fonction de prédiction est une fonction $c : \mathbb{R}^d \rightarrow \{0, 1\}$ prédisant l'étiquette $c(X_{n+1}) \in \{0, 1\}$ de n'importe quel nouvelle donnée $X_{n+1} \in \mathbb{R}^d$ (une donnée absente de l'ensemble d'apprentissage). Un algorithme visant à calculer une telle fonction de prédiction est appelé *classifieur*. Habituellement, l'ensemble de données étiqueté est divisé en deux parties : l'ensemble d'apprentissage utilisé par le classifieur et l'*ensemble de test* utilisé pour évaluer l'erreur de la fonction de prédiction résultante. Puisque l'ensemble de test n'est pas utilisé pour apprendre la fonction de prédiction, c'est un ensemble de données approprié pour vérifier les propriétés de généralisation de cette fonction. En effet, il est toujours possible de définir une fonction de prédiction \hat{c} telle que $\forall i \in \{1, \dots, n\}$, $\hat{c}(X_i) = y_i$ et $\hat{c}(X_p) = 0$ pour toute nouvelle donnée $X_p \in \mathbb{R}^d$. Cette fonction ne fait pas d'erreur sur l'ensemble d'apprentissage, mais elle est très peu fiable pour prédire un nouveau vecteur $X_{n+1} \in \mathbb{R}^d$: elle renvoie presque toujours zéro. Plus généralement, un classifieur qui concentre tous ses efforts sur la minimisation des erreurs sur l'ensemble d'apprentissage produira des fonctions de prédiction avec de mauvaises propriétés de généralisation : ce phénomène est appelé *sur-apprentissage* ou *sur-ajustement*. Ainsi, les performances d'une fonction de prédiction doivent toujours être évaluées sur un ensemble de test.

La mesure de performance habituelle d'une fonction de prédiction est l'*exactitude moyenne*, c'est-à-dire simplement le nombre de données (de l'ensemble de test) dont les étiquettes sont bien prédites, divisé par la taille de l'ensemble de test. Cette valeur est affichée en haut à droite de chaque image (pour chaque ensemble de données et chaque algorithme) dans la Figure 3.2, où les données de l'ensemble de test sont les points les plus transparents. Etant donné un ensemble de test $(X, y) \in \mathbb{R}^{n \times d} \times \{0, 1\}^n$, l'exactitude moyenne de c est $a(c) = \frac{\#\{i \mid y_i = c(X_i)\}}{n}$. Si l'ensemble de test est déséquilibré, c'est-à-dire si le nombre de données avec étiquette 1 (ou données « positives ») $P := \#\{i \mid y_i = 1\}$ est très grand (ou très petit) par rapport au nombre d'échantillons avec étiquette 0 (données « négatives ») $N := \#\{i \mid y_i = 0\}$, une version ajustée de l'exactitude moyenne, basée sur les métriques spécifiques qui suivent, est plus adaptée. Le nombre d'échantillons pour lesquels l'étiquette est $l \in \{0, 1\}$ et la prédiction est $p \in \{0, 1\}$, noté $m_{p,l}(c) := \#\{i \mid c(X_i) = p \text{ and } y_i = l\}$, permet une évaluation plus précise du classificateur $c : \mathbb{R}^d \rightarrow \{0, 1\}$. En utilisant cette notation, le nombre de vrais positifs – respectivement de faux positifs, de vrais négatifs et de faux négatifs – est $TP := m_{1,1}(c)$ – respectivement $FP := m_{1,0}(c)$, $TN := m_{0,0}(c)$ et $FN := m_{0,1}(c)$. Ces valeurs peuvent être résumées par une matrice de confusion de 2×2 généralement utilisée comme approximation des probabilités de prédiction :

$$\begin{bmatrix} TP/PFP/N \\ FN/PTN/N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{m_{1,1}(c)}{P} & \frac{m_{1,0}(c)}{N} \\ \frac{m_{0,1}(c)}{P} & \frac{m_{0,0}(c)}{N} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \mathbf{p}(p=1 \mid l=1) & \mathbf{p}(p=1 \mid l=0) \\ \mathbf{p}(p=0 \mid l=1) & \mathbf{p}(p=0 \mid l=0) \end{bmatrix}, \quad (3.10)$$

avec $n = P + N$ et $\frac{TP}{P}$ (respectivement $\frac{TN}{N}$) souvent appelé *sensibilité* ou *taux de vrais positifs* (respectivement *spécificité* ou *taux de vrais négatifs*). L'exactitude moyenne peut être calculée à partir de ces métriques $a(c) = \frac{TP+TN}{n}$, ainsi que la version ajustée $\tilde{a}(c) = \frac{1}{2}(\frac{TP}{P} + \frac{TN}{N})$ pour les ensembles mal équilibrés.

De nombreux classificateurs sont utilisés dans le cadre de la recherche sur les interfaces cerveau-machine afin de calculer des fonctions de prédiction qui sont plus ou moins puissantes en fonction du nombre de dimensions d , de la taille de l'ensemble de données n , de ses valeurs $(X_i)_{i=1}^n \in \mathbb{R}^d$ et des états mentaux d'intérêt $(y_i)_{i=1}^n$.

3.4.1 Algorithmes classiques

De nombreux classificateurs ont été élaborés sur des bases théoriques ou empiriques, et présentent des avantages et des inconvénients pour chaque type d'ensembles de données. La description de certains d'entre eux associés à des exemples d'applications de leurs prédictions en temps réel sont donnés ci-dessous.

Une méthode dérivée des statistiques classiques, connue sous le nom d'*analyse discriminante* [110] et suggérée par Sir Ronald Aylmer Fisher, suppose que pour chaque classe l , les données $\{X_i \in \mathbb{R}^d \mid y_i = l\}$ suivent une loi normale. Les matrices de covariance des distributions normales sont supposées égales lors de l'analyse discriminante *linéaire* (LDA), alors que cette hypothèse n'est pas conservée lors d'une analyse discriminante *quadratique* (QDA). Après avoir estimé les paramètres de ces deux densités gaussiennes, une pour chaque étiquette l , la prédiction est basée sur les probabilités *a posteriori* des classes. En effet, en utilisant la règle de Bayes, la décision pour un nouveau vecteur est la classe avec la probabilité résultante la plus forte.

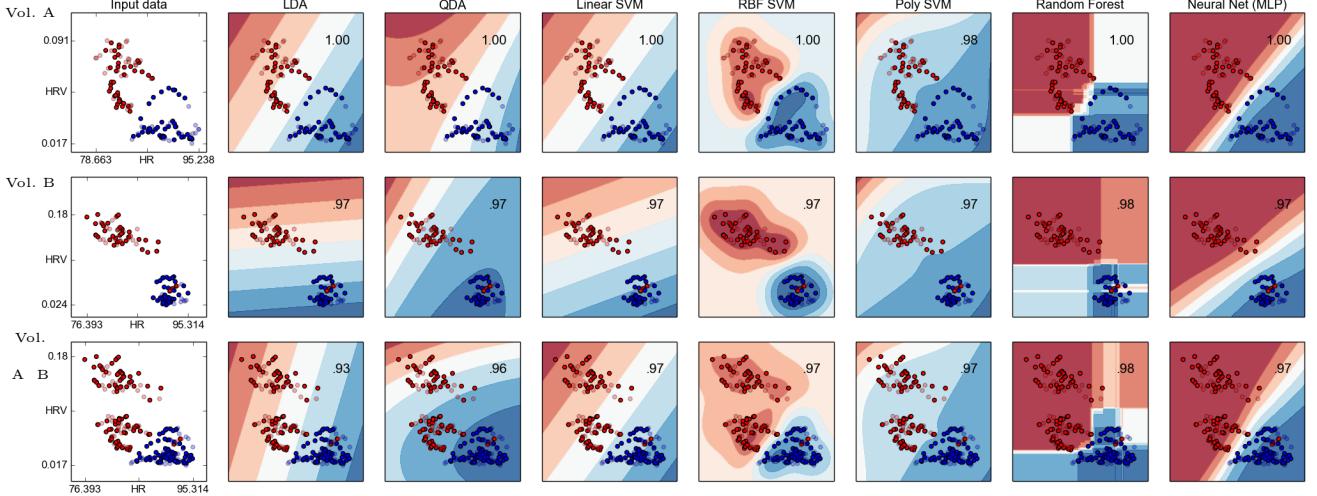


FIGURE 3.2 – Fonctions de prédiction issues de classificateurs populaires, calculées sur trois ensembles de données à l'aide de *scikit-learn* [136]. Les ensembles de données sont les valeurs de la fréquence cardiaque *HR* d'un opérateur humain et de sa variabilité *HRV*, pendant une session de repos (points rouges, $y = 0$), et pendant la mission robotique décrite dans [60, 61], impliquant une téléopération robotique (points bleus, $y = 1$). Les deux premières lignes concernent chacune un volontaire différent (Vol. A et Vol. B), tandis que la dernière ligne est basée sur l'union des deux ensembles de données précédents.

L'analyse discriminant linéaire (LDA) est sûrement l'un des classificateurs les plus populaires. Il est utilisé dans [152] pour prédire le temps passé sur une tâche, ainsi que la charge de travail, à partir d'un signal provenant d'un électrocardiographe (ECG). Les caractéristiques sont HR et HRV, calculées sur des fenêtres glissantes de 5 secondes. Les exactitudes moyennes $a(c)$ atteintes dans ce travail sont respectivement 65% et de 57%. Dans [151], les potentiels évoqués (ERPs) produits par des stimuli auditifs sont utilisés pour prédire la charge de travail mental avec une exactitude $a(c)$ au-dessus de 80% pour chaque participant. Enfin, dans [181] les signaux provenant d'un dispositif fonctionnel de spectroscopie proche infrarouge (fNIRS) sont utilisés pour prédire le niveau d'engagement (atterrissement manuel ou automatique) des pilotes. Les cohérences d'ondelettes [176] de signaux provenant de différentes sources sont utilisées comme caractéristiques. Ils sont calculés sur des fenêtres de 25 et un prétraitement indépendant a été effectué pour permettre une extension à la classification en ligne. En moyenne, la précision est égale à $a(c) = 65.3\%$ dans cette étude.

Un algorithme plus récent, appelé *machine à vecteurs de support* (SVM) [42], ne fait pas l'hypothèse que les données sont distribuées selon une loi normale. Cet algorithme de classification prend en entrée un paramètre de pénalité $C > 0$ et une fonction appelée *noyau*. Les noyaux les plus utilisés sont le noyau linéaire $K_l(x, y) := \langle x, y \rangle = \sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i$, le noyau polynomial $K_p(x, y) := (\langle x, y \rangle + r)^d$ et le noyau à fonction de base radiale (RBF) $K_r(x, y) := e^{-\gamma \|x-y\|}$ avec $\|x\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \sqrt{\langle x, x \rangle}$. La figure 3.2 montre les résultats de la classification en utilisant SVM et ces trois noyaux. SVM fait partie des méthodes à noyaux [182], et c'est même la première. Etant donné un noyau $K : \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$, et grâce à un résultat important appelé le *théorème de représentation* [182], une solution f peut être calculée en utilisant des méthodes d'optimisation convexe. Cette solution est de la forme : $f(x) = \sum_{i=1}^n Y_i \alpha_i K(X_i, x) + b$ avec $X_i \in \mathbb{R}^d$, $Y_i = \mathbf{1}_{\{y_i=1\}} - \mathbf{1}_{\{y_i=0\}} \in \{-1, 1\}$, $\mathbf{1}_{\{f(x)>0\}} \in \{0, 1\}$. La classification est donc donnée par le signe de cette fonction. Par exemple, dans le cas du noyau linéaire, la solution est cherchée parmi les fonctions $f(x) = \langle w, x \rangle + b$. Donc $f(x) = 0$ définit un hyperplan de séparation. L'optimisation essaie de maximiser la marge, c'est-à-dire la distance entre les points x tels que $f(x) > 1$ et ceux tels que $f(x) < -1$. Etant donné $x^1 \in \mathbb{R}^d$ et $x^2 \in \mathbb{R}^d$ tels que $f(x^1) = 1$ et $f(x^2) = -1$, $f(x^1) - f(x^2) = \langle w, x^1 - x^2 \rangle \geq 2$. Si w et $x^1 - x^2$ sont colinéaires, $\langle w, x^1 - x^2 \rangle = \|w\| \cdot \|x^1 - x^2\|$ (grâce au théorème de Cauchy-Schwarz). Ainsi, la marge $\|x^1 - x^2\|$ est égale à $\frac{2}{\|w\|}$. Dans la formulation de l'optimisation avec SVM, la valeur $\|w\|$ est minimisée explicitement, tout comme l'erreur de classification multipliée par C : des grandes valeurs de C mènent à une plus petite marge mais à plus de données d'entraînement correctement classifiées. Cet algorithme fait souvent parti de l'état de l'art en termes de performance de classification, avec des garanties provenant de l'optimisation convexe. Cet algorithme a été utilisé dans [78] (resp. [77]), pour estimer la surcharge cognitive de pilotes dans un simulateur (resp. pilotant de vrais avions). En utilisant des caractéristiques basé sur la distribution de probabilité de signaux NIRS, le fonction

de prédiction résultante c a obtenu une exactitude $a(c)$ de 80% (72% de spécificité et 89% de sensibilité) pour l'expérience simulée, et plus de 76% pour le vol réel. Les caractéristiques sont calculées sur des fenêtres de temps de taille plus petite que 16s. Cela permet d'effectuer des détections en temps réel.

Le classifieur des k plus proches voisins (k -NN) [1] est l'un des algorithmes de classification les plus simples en machine learning. Il est basé sur la distance définie dans l'espace des caractéristiques (c'est-à-dire, dans la plupart des cas, la distance Euclidienne $d(x^1, x^2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^1 - x_i^2)^2}$), et défini la prédiction comme l'étiquette majoritaire parmi celles des k plus proches voisins selon cette distance. Dans [162], les auteurs utilisent cet algorithme, ainsi que SVM, pour détecter les périodes de repos, de stress ou de surcharge cognitive de l'opérateur, dans des environnements virtuels et durant la téléopération d'un robot. Une sélection de 46 caractéristiques provenant de nombreux signaux (dont des signaux ECG et EEG) calculées sur des périodes de 3s sont utilisées pour cela. Une exactitude de plus de 77% est obtenue (en considérant les données d'une seule personne, ou d'un seul contexte).

Il y a encore beaucoup d'algorithmes de classification efficaces, notamment en Interfaces Cerveaux Machines (ICM). Parmi eux nous pouvons citer les forêts aléatoires (RF) [26] qui sont basés sur un vote majoritaire (ensemble learning) d'arbres de décision. Les réseaux neuronaux (NN) [190], tel que le perceptron multi-couches (MLP), sont aussi très utilisés, et ont donné naissance à l'apprentissage profond (*deep learning* [111]). Ils optimisent les paramètres de transformations successives appliquée aux données, habituellement en utilisant un algorithme de descente de gradient (backpropagation [111]), afin de minimiser l'erreur de classification.

3.4.2 Avancées récentes en Classification

L'apprentissage profond a récemment révolutionné de nombreux domaines comme la vision artificielle [161] ou la planification (ou plus précisément l'apprentissage par renforcement [124]). Cependant, ces méthodes de classification atteignent de bonnes performances à condition d'avoir à disposition un grand volume de données. Dans le domaine de l'interface cerveau-machine, la quantité de données disponible dépend du nombre de sujets dont les signaux cérébraux ont été enregistrés, et de la durée de l'expérimentation. Ces deux facteurs sont bien entendu limités : le nombre de volontaires n'est pas illimité, et les expérimentations étant réalisées sur des humains, leurs durées doivent rester raisonnables. Ainsi, ce n'est pas l'apprentissage profond qui atteint les meilleures performances en interface cerveau-machine pour le moment.

Une technique plus prometteuse est la classification directe de la matrice de covariance des signaux cérébraux. Ce méthode repose sur la structure de l'espace des matrices de covariance qui induit une notion de distance qui diffère de la distance Euclidienne. La géométrie Riemannienne offre en effet la possibilité de classifier ces matrices de manière plus appropriée, ce qui permet de revisiter tous les algorithmes présentés dans la section précédente [16, 93, 98] menant à des performances de classification supérieures.

Un autre problème auquel se heurte la classification des signaux cérébraux est la variabilité inter-sujets, inter-sessions (ou temporelle) et inter-situation (ex : situation écologique ou non). Les algorithmes de classification dits *adaptatifs* reposent sur de l'apprentissage en ligne, permettant l'adaptation du classifieur à ces différences de contexte et permettent d'alléger ces freins à la mise en place d'interfaces cerveau-machine efficaces.

Enfin, certains outils d'apprentissage machine prennent en compte l'évolution temporelle des données étudiées, ce qui est particulièrement adapté à la classification de signaux. Par exemple, les chaînes de Markov cachées (HMM, [144]) ou les réseaux neuronaux récurrents (RNN) [191, 84] dont fait parti le réseau LSTM (Long Short-Term Memory, [89]) sont des cadres de classification qui ont fait leurs preuves dans la classification de données temporelles. Ces techniques offrent donc des pistes à étudier afin d'améliorer les performances de prédiction désirée pour le projet Hyperscan.

Enfin, l'article [116] propose une description plus complète de l'état de l'art concernant la classification d'états mentaux à partir de signaux EEG.

3.4.3 Conclusion

Ce chapitre formel constitue la facette technique du projet Hyperscan. Il présente tout d'abord de nombreuses méthodes permettant l'extraction d'indicateurs d'intérêt à partir des signaux cérébraux à disposition. Un accent est porté sur les marqueurs de connectivité qui semblent pouvoir exprimer une large variété de dynamiques cérébrales, intra ou inter-cerveaux. La théorie des graphes apporte aussi sa contribution en fournissant des indicateurs globaux sur les réseaux de connectivité qui peuvent être calculés. Le projet Hyperscan vise à sélectionner des marqueurs, ou à en combiner, afin d'obtenir de bons candidats pour faciliter la classification statistique à la base du système de monitoring des opérateurs humains. Le choix ou la conception de l'algorithmes de classification est donc aussi point crucial du projet, ses performances définissant l'erreur du système de monitoring. La présentation non exhaustive des algorithmes de classification dans ce chapitre montre l'existence de méthodes variées pour parvenir à de bonnes

prédictions. Les avancées récentes dans le domaine de l'apprentissage machine, et notamment dans l'application de ces méthodes aux signaux cérébraux, fournissent l'inspiration nécessaire à l'élaboration d'une interface fiable pour l'estimation de l'état mental d'une équipe d'opérateurs.

Conclusion

Bibliographie

- [1] Naomi S Altman. An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician*, 46(3) :175–185, 1992.
- [2] Pietro Aricò, Gianluca Borghini, Gianluca Di Flumeri, Alfredo Colosimo, Stefano Bonelli, Alessia GOLFETTI, Simone Pozzi, Jean-Paul Imbert, Géraud Granger, Raïlane Benhacene, et al. Adaptive automation triggered by eeg-based mental workload index : a passive brain-computer interface application in realistic air traffic control environment. *Frontiers in human neuroscience*, 10 :539, 2016.
- [3] Amy FT Arnsten. Stress signalling pathways that impair prefrontal cortex structure and function. *Nature Reviews Neuroscience*, 10(6) :410, 2009.
- [4] L Astolfi, F Cincotti, D Mattia, F De Vico Fallani, S Salinari, MG Marciani, C Wilke, A Doud, H Yuan, B He, et al. Estimation of the cortical activity from simultaneous multi-subject recordings during the prisoner’s dilemma. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE*, pages 1937–1939. IEEE, 2009.
- [5] L Astolfi, F Cincotti, D Mattia, F De Vico Fallani, S Salinari, G Vecchiato, J Toppi, C Wilke, A Doud, H Yuan, et al. Imaging the social brain : multi-subjects eeg recordings during the “chicken’s game”. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, pages 1734–1737. IEEE, 2010.
- [6] L Astolfi, F Cincotti, D Mattia, F De Vico Fallani, S Salinari, G Vecchiato, J Toppi, C Wilke, A Doud, H Yuan, et al. Simultaneous estimation of cortical activity during social interactions by using eeg hyperscannings. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, pages 2814–2817. IEEE, 2010.
- [7] L Astolfi, F De Vico Fallani, J Toppi, F Cincotti, S Salinari, G Vecchiato, C Wilke, H Yuan, B He, and F Babiloni. Imaging the social brain by simultaneous hyperscanning of different subjects during their mutual interactions. *IEEE Intell. Syst*, 26 :38–45, 2011.
- [8] Laura Astolfi, Jlenia Toppi, Fabrizio De Vico Fallani, Giovanni Vecchiato, Serenella Salinari, Donatella Mattia, Febo Cincotti, and Fabio Babiloni. Neuroelectrical hyperscanning measures simultaneous brain activity in humans. *Brain topography*, 23(3) :243–256, 2010.
- [9] Laura Astolfi, Jlenia Toppi, P Vogel, Donatella Mattia, Fabio Babiloni, Angela Ciaramidaro, and Michael Siniatchkin. Investigating the neural basis of cooperative joint action. an eeg hyperscanning study. In *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 4896–4899. IEEE, 2014.
- [10] Hasan Ayaz, Patricia A Shewokis, Scott Bunce, Kurtulus Izzetoglu, Ben Willems, and Banu Onaral. Optical brain monitoring for operator training and mental workload assessment. *Neuroimage*, 59(1) :36–47, 2012.
- [11] Fabio Babiloni and Laura Astolfi. Social neuroscience and hyperscanning techniques : past, present and future. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 44 :76–93, 2014.
- [12] Fabio Babiloni, Febo Cincotti, D Mattia, F De Vico Fallani, A Tocci, Luigi Bianchi, S Salinari, MG Marciani, A Colosimo, and Laura 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*, pages 4957–4960. IEEE, 2007.
- [13] Fabio Babiloni, Febo Cincotti, Donatella Mattia, Marco Mattiocco, Fabrizio De Vico Fallani, Andrea Tocci, Luigi Bianchi, Maria Grazia Marciani, and Laura Astolfi. Hypermethods for eeg hyperscanning. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS’06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pages 3666–3669. IEEE, 2006.

- [14] Luiz A Baccalá, K Sameshima, and DY Takahashi. Generalized partial directed coherence. In *Digital Signal Processing, 2007 15th International Conference on*, pages 163–166. IEEE, 2007.
- [15] Luiz A Baccalá and Koichi Sameshima. Partial directed coherence : a new concept in neural structure determination. *Biological cybernetics*, 84(6) :463–474, 2001.
- [16] Alexandre Barachant, Stéphane Bonnet, Marco Congedo, and Christian Jutten. Multiclass brain–computer interface classification by riemannian geometry. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(4) :920–928, 2012.
- [17] André M Bastos and Jan-Mathijs Schoffelen. A tutorial review of functional connectivity analysis methods and their interpretational pitfalls. *Frontiers in systems neuroscience*, 9 :175, 2016.
- [18] Vanessa Beanland and Esther Hiu Chung Chan. The relationship between sustained inattentional blindness and working memory capacity. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 78(3) :808–817, 2016.
- [19] Stefano Boccaletti, Vito Latora, Yamil Moreno, Martin Chavez, and D-U Hwang. Complex networks : Structure and dynamics. *Physics reports*, 424(4-5) :175–308, 2006.
- [20] Maarten AS Boksem, Theo F Meijman, and Monique M Lorist. Effects of mental fatigue on attention : an erp study. *Cognitive brain research*, 25(1) :107–116, 2005.
- [21] Maarten AS Boksem, Theo F Meijman, and Monique M Lorist. Mental fatigue, motivation and action monitoring. *Biological psychology*, 72(2) :123–132, 2006.
- [22] Gianluca Borghini, Laura Astolfi, Giovanni Vecchiato, Donatella Mattia, and Fabio Babiloni. Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 44 :58–75, 2014.
- [23] Guillermo Borragan Pedraz and Philippe Peigneux. Behavioural bases and functional dynamics of cognitive fatigue, chapter 4. 2016.
- [24] Muriele Brand-D’Abrescia and Nilli Lavie. Task coordination between and within sensory modalities : Effects on distraction. *Perception & psychophysics*, 70(3) :508–515, 2008.
- [25] Keith Bredemeier and Daniel J Simons. Working memory and inattentional blindness. *Psychonomic Bulletin & Review*, 19(2) :239–244, 2012.
- [26] Leo Breiman. Random forests. *Machine learning*, 45(1) :5–32, 2001.
- [27] Jeanne H Brockmyer, Christine M Fox, Kathleen A Curtiss, Evan McBroom, Kimberly M Burkhart, and Jacquelyn N Pidruzny. The development of the game engagement questionnaire : A measure of engagement in video game-playing. *Journal of Experimental Social Psychology*, 45(4) :624–634, 2009.
- [28] Ed Bullmore and Olaf Sporns. Complex brain networks : graph theoretical analysis of structural and functional systems. *Nature Reviews Neuroscience*, 10(3) :186, 2009.
- [29] Adrian Philip Burgess. On the interpretation of synchronization in eeg hyperscanning studies : a cautionary note. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7 :881, 2013.
- [30] John T Cacioppo and Louis G Tassinary. Inferring psychological significance from physiological signals. *American psychologist*, 45(1) :16, 1990.
- [31] Daniel E Callan, Thibault Gateau, Gautier Durantin, Nicolas Gonthier, and Frédéric Dehais. Disruption in neural phase synchrony is related to identification of inattentional deafness in real-world setting. *Human brain mapping*, 39(6) :2596–2608, 2018.
- [32] Mickaël Causse, Patrice Péran, Frédéric Dehais, Chiara Falletta Caravasso, Thomas Zeffiro, Umberto Sabatini, and Josette Pastor. Affective decision making under uncertainty during a plausible aviation task : An fmri study. *NeuroImage*, 71 :19–29, 2013.
- [33] Maher Chaouachi, Pierre Chalfoun, Imène Jraidi, and Claude Frasson. Affect and mental engagement : towards adaptability for intelligent systems. In *23rd International FLAIRS Conference*, 2010.
- [34] M Chavez, M Besserve, C Adam, and J Martinerie. Towards a proper estimation of phase synchronization from time series. *Journal of neuroscience methods*, 154(1-2) :149–160, 2006.
- [35] Jenova Chen. Flow in games (and everything else). *Communications of the ACM*, 50(4) :31–34, 2007.
- [36] J Allan Cheyne, Grayden JF Solman, Jonathan SA Carriere, and Daniel Smilek. Anatomy of an error : A bidirectional state model of task engagement/disengagement and attention-related errors. *Cognition*, 111(1) :98–113, 2009.

- [37] Ting-Jui Chou and Chih-Chen Ting. The role of flow experience in cyber-game addiction. *CyberPsychology & Behavior*, 6(6) :663–675, 2003.
- [38] Kalina Christoff, Alan M Gordon, Jonathan Smallwood, Rachelle Smith, and Jonathan W Schooler. Experience sampling during fmri reveals default network and executive system contributions to mind wandering. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(21) :8719–8724, 2009.
- [39] Gregory JH Colflesh and Andrew RA Conway. Individual differences in working memory capacity and divided attention in dichotic listening. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14(4) :699–703, 2007.
- [40] J Raymond Comstock Jr and Ruth J Arnegard. The multi-attribute task battery for human operator workload and strategic behavior research. 1992.
- [41] Lyn Corno and Ellen B Mandinach. The role of cognitive engagement in classroom learning and motivation. *Educational psychologist*, 18(2) :88–108, 1983.
- [42] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3) :273–297, 1995.
- [43] Robert Coultrip, Richard Granger, and Gary Lynch. A cortical model of winner-take-all competition via lateral inhibition. *Neural networks*, 5(1) :47–54, 1992.
- [44] Laura Cowen, Linden Js Ball, and Judy Delin. An eye movement analysis of web page usability. In *People and Computers XVI-Memorable Yet Invisible*, pages 317–335. Springer, 2002.
- [45] Emily S Cross, Richard Ramsey, Roman Liepelt, Wolfgang Prinz, and Antonia F de C Hamilton. The shaping of social perception by stimulus and knowledge cues to human animacy. *Phil. Trans. R. Soc. B*, 371(1686) :20150075, 2016.
- [46] Mihaly Csikszentmihalyi. *Finding flow : The psychology of engagement with everyday life*. Basic Books, 1997.
- [47] Xu Cui, Daniel M Bryant, and Allan L Reiss. Nirs-based hyperscanning reveals increased interpersonal coherence in superior frontal cortex during cooperation. *Neuroimage*, 59(3) :2430–2437, 2012.
- [48] Clayton E Curtis and Mark D’Esposito. Persistent activity in the prefrontal cortex during working memory. *Trends in cognitive sciences*, 7(9) :415–423, 2003.
- [49] Frédéric Dehais, Mickaël Causse, François Vachon, Nicolas Régis, Eric Menant, and Sébastien Tremblay. Failure to detect critical auditory alerts in the cockpit : evidence for inattentional deafness. *Human factors*, 56(4) :631–644, 2014.
- [50] Frédéric Dehais, Mickaël Causse, François Vachon, and Sébastien Tremblay. Cognitive conflict in human–automation interactions : a psychophysiological study. *Applied ergonomics*, 43(3) :588–595, 2012.
- [51] Frédéric Dehais, Alban Duprès, Gianluca Di Flumeri, Kevin J Verdière, Gianluca Borghini, Fabio Babiloni, and Raphaëlle N Roy. Monitoring pilot’s cognitive fatigue with engagement features in simulated and actual flight conditions using an hybrid fnirs-eeg passive bci. *IEEE SMC*, 2018.
- [52] Frederic Dehais, Vsevolod Peysakhovich, Sébastien Scannella, Jennifer Fongue, and Thibault Gateau. Automation surprise in aviation : Real-time solutions. In *Proceedings of the 33rd annual ACM conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 2525–2534. ACM, 2015.
- [53] Frédéric Dehais, Raphaëlle N Roy, Gautier Durantin, Thibault Gateau, and Daniel Callan. Eeg-engagement index and auditory alarm misperception : an inattentional deafness study in actual flight condition. In *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*, pages 227–234. Springer, 2017.
- [54] Frédéric Dehais, Raphaëlle N Roy, Thibault Gateau, and Sébastien Scannella. Auditory alarm misperception in the cockpit : an eeg study of inattentional deafness. In *International Conference on Augmented Cognition*, pages 177–187. Springer, 2016.
- [55] Frédéric Dehais, Catherine Tessier, Laure Christophe, and Florence Reuzeau. The perseveration syndrome in the pilot’s activity : guidelines and cognitive countermeasures. In *Human Error, Safety and Systems Development*, pages 68–80. Springer, 2010.
- [56] Francesco Di Nocera, Marco Camilli, and Michela Terenzi. A random glance at the flight deck : Pilots’ scanning strategies and the real-time assessment of mental workload. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, 1(3) :271–285, 2007.
- [57] Leandro Luigi Di Stasi, Adoración Antolí, and José Juan Cañas. Main sequence : an index for detecting mental workload variation in complex tasks. *Applied ergonomics*, 42(6) :807–813, 2011.
- [58] Raymond J Dolan. Emotion, cognition, and behavior. *science*, 298(5596) :1191–1194, 2002.

- [59] Florin Dolcos and Gregory McCarthy. Brain systems mediating cognitive interference by emotional distraction. *Journal of Neuroscience*, 26(7) :2072–2079, 2006.
- [60] Nicolas Drougard, Caroline P Carvalho Chanel, Raphaëlle N Roy, and Frédéric Dehais. Mixed-initiative mission planning considering human operator state estimation based on physiological sensors. In *IROS-2017 workshop on Human-Robot Interaction in Collaborative Manufacturing Environments (HRI-CME)*, 2017.
- [61] Nicolas Drougard, Raphaëlle N Roy, Sébastien Scannella, Frédéric Dehais, and Caroline Ponzoni Carvalho Chanel. Physiological assessment of engagement during hri : Impact of manual vs automatic mode. In *2nd International Neuroergonomics Conference*, page 0, 2018.
- [62] G Dumas, F Lachat, J Martinierie, J Nadel, and N George. From social behaviour to brain synchronization : review and perspectives in hyperscanning. *Irbm*, 32(1) :48–53, 2011.
- [63] Guillaume Dumas, Jacqueline Nadel, Robert Soussignan, Jacques Martinierie, and Line Garner. Inter-brain synchronization during social interaction. *PloS one*, 5(8) :e12166, 2010.
- [64] Alban Dupres, Raphaëlle N Roy, Sébastien Scannella, and Frédéric Dehais. Pre-stimulus eeg engagement ratio predicts inattentional deafness to auditory alarms in realistic flight simulator. 2018.
- [65] Gautier Durantin, Frederic Dehais, and Arnaud Delorme. Characterization of mind wandering using fnirs. *Frontiers in systems neuroscience*, 9 :45, 2015.
- [66] Gautier Durantin, Frederic Dehais, Nicolas Gonthier, Cengiz Terzibas, and Daniel E Callan. Neural signature of inattentional deafness. *Human brain mapping*, 38(11) :5440–5455, 2017.
- [67] Gautier Durantin, J-F Gagnon, Sébastien Tremblay, and Frédéric Dehais. Using near infrared spectroscopy and heart rate variability to detect mental overload. *Behavioural brain research*, 259 :16–23, 2014.
- [68] Mark A Ellenbogen, Alex E Schwartzman, Jane Stewart, and Claire-Dominique Walker. Automatic and effortful emotional information processing regulates different aspects of the stress response. *Psychoneuroendocrinology*, 31(3) :373–387, 2006.
- [69] Kate C Ewing, Stephen H Fairclough, and Kiel Gilledge. Evaluation of an adaptive game that uses eeg measures validated during the design process as inputs to a biocybernetic loop. *Frontiers in human neuroscience*, 10 :223, 2016.
- [70] Stephen H Fairclough. Fundamentals of physiological computing. *Interacting with computers*, 21(1-2) :133–145, 2008.
- [71] Stephen H Fairclough, Kiel Gilledge, Katie C Ewing, and Jenna Roberts. Capturing user engagement via psychophysiology : measures and mechanisms for biocybernetic adaptation. *International Journal of Autonomous and Adaptive Communications Systems*, 6(1) :63–79, 2013.
- [72] Stephen H Fairclough, Liverpool John Moores, Katie C Ewing, and Jenna Roberts. Measuring task engagement as an input to physiological computing. In *Affective Computing and Intelligent Interaction and Workshops, 2009. ACII 2009. 3rd International Conference on*, pages 1–9. IEEE, 2009.
- [73] Fabrizio De Vico Fallani, Vincenzo Nicosia, Roberta Sinatra, Laura Astolfi, Febo Cincotti, Donatella Mattia, Christopher Wilke, Alex Doud, Vito Latora, Bin He, et al. Defecting or not defecting : how to “read” human behavior during cooperative games by eeg measurements. *PloS one*, 5(12) :e14187, 2010.
- [74] Frederick G Freeman, Peter J Mikulka, Lawrence J Prinzel, and Mark W Scerbo. Evaluation of an adaptive automation system using three eeg indices with a visual tracking task. *Biological psychology*, 50(1) :61–76, 1999.
- [75] Tsukasa Funane, Masashi Kiguchi, Hirokazu Atsumori, Hiroki Sato, Kisou Kubota, and Hideaki Koizumi. Synchronous activity of two people’s prefrontal cortices during a cooperative task measured by simultaneous near-infrared spectroscopy. *Journal of Biomedical Optics*, 16(7) :077011, 2011.
- [76] David Galin, Jack Johnstone, and Jeannine Herron. Effects of task difficulty on eeg measures of cerebral engagement. *Neuropsychologia*, 16(4) :461–472, 1978.
- [77] Thibault Gateau, Hasan Ayaz, and Frédéric Dehais. In silico versus over the clouds : On-the-fly mental state estimation of aircraft pilots, using a functional near infrared spectroscopy based passive-BCI. *Frontiers in human neuroscience*, 12 :187, 2018.
- [78] Thibault Gateau, Gautier Durantin, Francois Lancelot, Sébastien Scannella, and Frederic Dehais. Real-time state estimation in a flight simulator using fNIRS. *PLOS ONE*, 10(3) :1–19, 03 2015.
- [79] Louise Giraudet, Marie-Eve St-Louis, Sébastien Scannella, and Mickaël Causse. P300 event-related potential as an indicator of inattentional deafness ? *PLoS one*, 10(2) :e0118556, 2015.

- [80] Joseph H Goldberg and Xerxes P Kotval. Computer interface evaluation using eye movements : methods and constructs. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 24(6) :631–645, 1999.
- [81] PS Goldman-Rakic. Handbook of physiology. the nervous system. higher functions of the brain. *Bethesda, MD : American Physiological Society*, 373417, 1987.
- [82] Jonas Gouraud, Arnaud Delorme, and Bruno Berberian. Out of the loop, in your bubble : mind wandering is independent from automation reliability, but influences task engagement. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12 :383, 2018.
- [83] Clive WJ Granger. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, pages 424–438, 1969.
- [84] Alex Graves, Abdel-rahman Mohamed, and Geoffrey Hinton. Speech recognition with deep recurrent neural networks. In *Acoustics, speech and signal processing (icassp), 2013 ieee international conference on*, pages 6645–6649. IEEE, 2013.
- [85] Jamie A Gruman and Alan M Saks. Performance management and employee engagement. *Human Resource Management Review*, 21(2) :123–136, 2011.
- [86] Riitta Hari, Tommi Himberg, Lauri Nummenmaa, Matti Hämäläinen, and Lauri Parkkonen. Synchrony of brains and bodies during implicit interpersonal interaction. *Trends in cognitive sciences*, 17(3) :105–106, 2013.
- [87] Angela R Harrivel, Daniel H Weissman, Douglas C Noll, and Scott J Peltier. Monitoring attentional state with fnirs. *Frontiers in human neuroscience*, 7 :861, 2013.
- [88] Sandra G Hart and Lowell E Staveland. Development of nasa-tlx (task load index) : Results of empirical and theoretical research. In *Advances in psychology*, volume 52, pages 139–183. Elsevier, 1988.
- [89] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8) :1735–1780, 1997.
- [90] G Robert J Hockey, Michael GH Coles, and Anthony WK Gaillard. Energetical issues in research on human information processing. In *Energetics and human information processing*, pages 3–21. Springer, 1986.
- [91] Jesper F Hopstaken, Dimitri Van Der Linden, Arnold B Bakker, and Michiel AJ Kompier. A multifaceted investigation of the link between mental fatigue and task disengagement. *Psychophysiology*, 52(3) :305–315, 2015.
- [92] Cristina Iani and Christopher D Wickens. Factors affecting task management in aviation. *Human factors*, 49(1) :16–24, 2007.
- [93] Sadeep Jayasumana, Richard Hartley, Mathieu Salzmann, Hongdong Li, and Mehrtash Harandi. Kernel methods on riemannian manifolds with gaussian rbf kernels. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 37(12) :2464–2477, 2015.
- [94] Jing Jiang, Bohan Dai, Danling Peng, Chaozhe Zhu, Li Liu, and Chunming Lu. Neural synchronization during face-to-face communication. *Journal of Neuroscience*, 32(45) :16064–16069, 2012.
- [95] Johanna K Kaakinen, Ugo Ballenghein, Geoffrey Tissier, and Thierry Baccino. Fluctuation in cognitive engagement during reading : Evidence from concurrent recordings of postural and eye movements. 2018.
- [96] Johanna K Kaakinen and Jukka Hyönä. Task relevance induces momentary changes in the functional visual field during reading. *Psychological science*, 25(2) :626–632, 2014.
- [97] Daniel Kahneman. *Attention and effort*, volume 1063. Citeseer, 1973.
- [98] Emmanuel K Kalunga, Sylvain Chevallier, Quentin Barthélémy, Karim Djouani, Eric Monacelli, and Yskandar Hamam. Online ssvep-based bci using riemannian geometry. *Neurocomputing*, 191 :55–68, 2016.
- [99] Jan Kamiński, Aneta Brzezicka, Mateusz Gola, and Andrzej Wróbel. Beta band oscillations engagement in human alertness process. *International Journal of Psychophysiology*, 85(1) :125–128, 2012.
- [100] MJ Kaminski and Katarzyna J Blinowska. A new method of the description of the information flow in the brain structures. *Biological cybernetics*, 65(3) :203–210, 1991.
- [101] Masahiro Kawasaki, Yohei Yamada, Yosuke Ushiku, Eri Miyauchi, and Yoko Yamaguchi. Inter-brain synchronization during coordination of speech rhythm in human-to-human social interaction. *Scientific reports*, 3 :1692, 2013.
- [102] Wolfgang Klimesch. Eeg alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance : a review and analysis. *Brain research reviews*, 29(2-3) :169–195, 1999.

- [103] Margrethe Kobes, Ira Helsloot, Bauke De Vries, and Jos G Post. Building safety and human behaviour in fire : A literature review. *Fire Safety Journal*, 45(1) :1–11, 2010.
- [104] Ivana Konvalinka, Markus Bauer, Carsten Stahlhut, Lars Kai Hansen, Andreas Roepstorff, and Chris D Frith. Frontal alpha oscillations distinguish leaders from followers : multivariate decoding of mutually interacting brains. *Neuroimage*, 94 :79–88, 2014.
- [105] Arthur F Kramer, Leonard J Trejo, and Darryl Humphrey. Assessment of mental workload with task-irrelevant auditory probes. *Biological Psychology*, 40(1-2) :83–100, 1995.
- [106] Carina Kreitz, Philip Furley, Daniel Memmert, and Daniel J Simons. The influence of attention set, working memory capacity, and expectations on inattentional blindness. *Perception*, 45(4) :386–399, 2016.
- [107] Carina Kreitz, Philip Furley, Daniel J Simons, and Daniel Memmert. Does working memory capacity predict cross-modally induced failures of awareness? *Consciousness and cognition*, 39 :18–27, 2016.
- [108] David LaBerge, Marc Carter, and Vincent Brown. A network simulation of thalamic circuit operations in selective attention. *Neural Computation*, 4(3) :318–331, 1992.
- [109] Jean-Philippe Lachaux, Eugenio Rodriguez, Jacques Martinerie, and Francisco J Varela. Measuring phase synchrony in brain signals. *Human brain mapping*, 8(4) :194–208, 1999.
- [110] Peter A Lachenbruch and M Goldstein. Discriminant analysis. *Biometrics*, pages 69–85, 1979.
- [111] Yann A LeCun, Léon Bottou, Genevieve B Orr, and Klaus-Robert Müller. Efficient backprop. In *Neural networks : Tricks of the trade*, pages 9–48. Springer, 2012.
- [112] John D Lee. Dynamics of driver distraction : The process of engaging and disengaging. *Annals of advances in automotive medicine*, 58 :24, 2014.
- [113] Ulman Lindenberger, Shu-Chen Li, Walter Gruber, and Viktor Müller. Brains swinging in concert : cortical phase synchronization while playing guitar. *BMC neuroscience*, 10(1) :22, 2009.
- [114] Michael Lindner, Raul Vicente, Viola Priesemann, and Michael Wibral. Trentool : A matlab open source toolbox to analyse information flow in time series data with transfer entropy. *BMC neuroscience*, 12(1) :119, 2011.
- [115] Muriel Lobier, Felix Siebenhühner, Satu Palva, and J Matias Palva. Phase transfer entropy : a novel phase-based measure for directed connectivity in networks coupled by oscillatory interactions. *Neuroimage*, 85 :853–872, 2014.
- [116] F Lotte, L Bougrain, A Cichocki, M Clerc, M Congedo, A Rakotomamonjy, and F Yger. A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces : a 10 year update. *Journal of neural engineering*, 15(3) :031005, 2018.
- [117] Loukia D Loukopoulos, RK Dismukes, and I Barshi. Cockpit interruptions and distractions : A line observation study. In *Proceedings of the 11th international symposium on aviation psychology*, pages 1–6. Ohio State University Columbus, 2001.
- [118] Kevin Mandrick, Zarrin Chua, Mickaël Causse, Stéphane Perrey, and Frédéric Dehais. Why a comprehensive understanding of mental workload through the measurement of neurovascular coupling is a key issue for neuroergonomics? *Frontiers in human neuroscience*, 10 :250, 2016.
- [119] Eric Maris and Robert Oostenveld. Nonparametric statistical testing of eeg-and meg-data. *Journal of neuroscience methods*, 164(1) :177–190, 2007.
- [120] Eric Maris, Jan-Mathijs Schoffelen, and Pascal Fries. Nonparametric statistical testing of coherence differences. *Journal of neuroscience methods*, 163(1) :161–175, 2007.
- [121] Gerald Matthews, Sian E Campbell, Shona Falconer, Lucy A Joyner, Jane Huggins, Kirby Gilliland, Rebecca Grier, and Joel S Warm. Fundamental dimensions of subjective state in performance settings : Task engagement, distress, and worry. *Emotion*, 2(4) :315, 2002.
- [122] Gerald Matthews, Lauren E Reinerman-Jones, Daniel J Barber, and Julian Abich IV. The psychometrics of mental workload : Multiple measures are sensitive but divergent. *Human Factors*, 57(1) :125–143, 2015.
- [123] Gerald Matthews, Joel S Warm, Lauren E Reinerman, Lisa K Langheim, and Dyani J Saxby. Task engagement, attention, and executive control. In *Handbook of individual differences in cognition*, pages 205–230. Springer, 2010.
- [124] Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Andrei A Rusu, Joel Veness, Marc G Bellemare, Alex Graves, Martin Riedmiller, Andreas K Fidjeland, Georg Ostrovski, et al. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518(7540) :529, 2015.

- [125] P Read Montague, Gregory S Berns, Jonathan D Cohen, Samuel M McClure, Giuseppe Pagnoni, Mukesh Dhamala, Michael C Wiest, Igor Karpov, Richard D King, Nathan Apple, et al. Hyperscanning : simultaneous fmri during linked social interactions, 2002.
- [126] Joel M Morris and Youhong Lu. Discrete gabor expansion of discrete-time signals in $l_2(z)$ via frame theory. *Signal Processing*, 40(2-3) :155–181, 1994.
- [127] Viktor Müller, Walter Gruber, Wolfgang Klimesch, and Ulman Lindenberger. Lifespan differences in cortical dynamics of auditory perception. *Developmental science*, 12(6) :839–853, 2009.
- [128] Yuko Munakata, Seth A Herd, Christopher H Chatham, Brendan E Depue, Marie T Banich, and Randall C O'Reilly. A unified framework for inhibitory control. *Trends in cognitive sciences*, 15(10) :453–459, 2011.
- [129] Muhammad Naeem, Girijesh Prasad, David R Watson, and JA Scott Kelso. Electrophysiological signatures of intentional social coordination in the 10–12 hz range. *Neuroimage*, 59(2) :1795–1803, 2012.
- [130] Muhammad Naeem, Girijesh Prasad, David R Watson, and JA Scott Kelso. Functional dissociation of brain rhythms in social coordination. *Clinical neurophysiology*, 123(9) :1789–1797, 2012.
- [131] G. Nolte, A. Ziehe, V. Nikulin, A. Schlägl, N. Krämer, T. Brismar, and K.-R. Müller. Robustly Estimating the Flow Direction of Information in Complex Physical Systems. *Physical Review Letters*, 100 :234101, June 2008.
- [132] Hans PA Van Dongen, Gregory Belenky, and James M Krueger. A local, bottom-up perspective on sleep deprivation and neurobehavioral performance. *Current topics in medicinal chemistry*, 11(19) :2414–2422, 2011.
- [133] Dimitrios Pantazis, Thomas E Nichols, Sylvain Baillet, and Richard M Leahy. A comparison of random field theory and permutation methods for the statistical analysis of meg data. *Neuroimage*, 25(2) :383–394, 2005.
- [134] Raja Parasuraman. Neuroergonomics : Research and practice. *Theoretical issues in ergonomics science*, 4(1-2) :5–20, 2003.
- [135] C Pecher, C Quaireau, C Lemercier, and J-M Cellier. The effects of inattention on selective attention : How sadness and ruminations alter attention functions evaluated with the attention network test. *Revue Européenne de Psychologie Appliquée/European Review of Applied Psychology*, 61(1) :43–50, 2011.
- [136] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, and E. Duchesnay. Scikit-learn : Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12 :2825–2830, 2011.
- [137] John Polich. Updating p300 : an integrative theory of p3a and p3b. *Clinical neurophysiology*, 118(10) :2128–2148, 2007.
- [138] Alan T Pope, Edward H Bogart, and Debbie S Bartolome. Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task. *Biological psychology*, 40(1-2) :187–195, 1995.
- [139] Michael I Posner and Stanislas Dehaene. Attentional networks. *Trends in neurosciences*, 17(2) :75–79, 1994.
- [140] Charles Poussot-Vassal, Raphaëlle N Roy, Angela Bovo, Thibault Gateau, Frédéric Dehais, and Caroline Ponzoni Carvalho Chanel. A loewner-based approach for the approximation of engagement-related neurophysiological features. In *The International Federation of Automatic Control (IFAC)*, 2017.
- [141] Kerstin Preuschoff, Peter Bossaerts, and Steven R Quartz. Neural differentiation of expected reward and risk in human subcortical structures. *Neuron*, 51(3) :381–390, 2006.
- [142] Guylène Proulx. Occupant behaviour and evacuation. In *Proceedings of the 9th International Fire Protection Symposium*, pages 219–232, 2001.
- [143] Andrew K Przybylski, C Scott Rigby, and Richard M Ryan. A motivational model of video game engagement. *Review of general psychology*, 14(2) :154, 2010.
- [144] Lawrence R Rabiner and Biing-Hwang Juang. An introduction to hidden markov models. *ieee assp magazine*, 3(1) :4–16, 1986.
- [145] Dana Raveh and Nilli Lavie. Load-induced inattentional deafness. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 77(2) :483–492, 2015.
- [146] Nicolas Régis. *Toward the real time estimation of the attentional state through ocular activity analysis*. PhD thesis, UNIVERSITE TOULOUSE 3 PAUL SABATIER (UT3 PAUL SABATIER), 2014.
- [147] Nicolas Régis, Frédéric Dehais, Emmanuel Rachelson, Charles Thooris, Sergio Pizzoli, Mickaël Causse, and Catherine Tessier. Formal detection of attentional tunneling in human operator–automation interactions. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 44(3) :326–336, 2014.

- [148] Nicolas Regis, Frédéric Dehais, Catherine Tessier, and Jean-François Gagnon. Ocular metrics for detecting attentional tunnelling. In *Human Factors and Ergonomics Society chapter Europe*, 2012.
- [149] Maxime Reynal, Frank Rister, Sébastien Scannella, Christopher Wickens, and Frederic Dehais. Investigating pilot's decision making when facing an unstabilized approach : an eye-tracking study. In *19th International Symposium on Aviation Psychology*, page 335, 2017.
- [150] K Richard Ridderinkhof, Wery PM Van Den Wildenberg, Sidney J Segalowitz, and Cameron S Carter. Neurocognitive mechanisms of cognitive control : the role of prefrontal cortex in action selection, response inhibition, performance monitoring, and reward-based learning. *Brain and cognition*, 56(2) :129–140, 2004.
- [151] Raphaëlle N Roy, Stéphane Bonnet, Sylvie Charbonnier, and Aurélie Campagne. Efficient workload classification based on ignored auditory probes : a proof of concept. *Frontiers in human neuroscience*, 10 :519, 2016.
- [152] Raphaëlle N Roy, Sylvie Charbonnier, and Aurélie Campagne. Probing ECG-based mental state monitoring on short time segments. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE*, pages 6611–6614. IEEE, 2013.
- [153] Mikail Rubinov and Olaf Sporns. Complex network measures of brain connectivity : uses and interpretations. *Neuroimage*, 52(3) :1059–1069, 2010.
- [154] Gavriel Salomon. The differential investment of mental effort in learning from different sources. *Educational psychologist*, 18(1) :42–50, 1983.
- [155] Johanna Sänger, Viktor Müller, and Ulman Lindenberger. Intra-and interbrain synchronization and network properties when playing guitar in duets. *Frontiers in human neuroscience*, 6 :312, 2012.
- [156] Alois Schlögl and Gernot Supp. Analyzing event-related eeg data with multivariate autoregressive parameters. *Progress in brain research*, 159 :135–147, 2006.
- [157] Thomas Schreiber. Measuring information transfer. *Physical review letters*, 85(2) :461, 2000.
- [158] Dale H Schunk. Self-efficacy and classroom learning. *Psychology in the Schools*, 22(2) :208–223, 1985.
- [159] Nicolina Sciaraffa, Gianluca Borghini, Pietro Aricò, Gianluca Di Flumeri, Alfredo Colosimo, Anastasios Bezerianos, Nitish V Thakor, and Fabio Babiloni. Brain interaction during cooperation : Evaluating local properties of multiple-brain network. *Brain sciences*, 7(7) :90, 2017.
- [160] Mehdi Senoussi, Kevin J Verdiere, Angela Bovo, Caroline Ponzoni Carvalho Chanel, Frédéric Dehais, and Raphaëlle N Roy. Pre-stimulus antero-posterior eeg connectivity predicts performance in a uav monitoring task. In *Proceedings of IEEE SMC conference*, 2017.
- [161] Pierre Sermanet, David Eigen, Xiang Zhang, Michaël Mathieu, Rob Fergus, and Yann LeCun. Overfeat : Integrated recognition, localization and detection using convolutional networks. *arXiv preprint arXiv :1312.6229*, 2013.
- [162] Gaganpreet Singh, Sergi Bermúdez i Badia, Rodrigo Ventura, and José Luís Silva. Physiologically attentive user interface for robot teleoperation - real time emotional state estimation and interface modification using physiology, facial expressions and eye movements. In *Proceedings of the eleventh international joint conference on biomedical engineering systems and technologies, BIOSTEC 2018*, 2018.
- [163] Jonathan Smallwood, Emily Beach, Jonathan W Schooler, and Todd C Handy. Going awol in the brain : Mind wandering reduces cortical analysis of external events. *Journal of cognitive neuroscience*, 20(3) :458–469, 2008.
- [164] Mark A Staal. Stress, cognition, and human performance : A literature review and conceptual framework. 2004.
- [165] Cornelis J Stam, Guido Nolte, and Andreas Daffertshofer. Phase lag index : assessment of functional connectivity from multi channel eeg and meg with diminished bias from common sources. *Human brain mapping*, 28(11) :1178–1193, 2007.
- [166] Cornelis J Stam and Jaap C Reijneveld. Graph theoretical analysis of complex networks in the brain. *Nonlinear biomedical physics*, 1(1) :3, 2007.
- [167] Cornelis J Stam and Elisabeth CW van Straaten. Go with the flow : use of a directed phase lag index (dpli) to characterize patterns of phase relations in a large-scale model of brain dynamics. *Neuroimage*, 62(3) :1415–1428, 2012.
- [168] Cornelius J Stam. Functional connectivity patterns of human magnetoencephalographic recordings : a ‘small-world’network ? *Neuroscience letters*, 355(1-2) :25–28, 2004.

- [169] Lisa C Thomas and Christopher D Wickens. Eye-tracking and individual differences in off-normal event detection when flying with a synthetic vision system display. In *Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting*, volume 48, pages 223–227. Sage Publications Sage CA : Los Angeles, CA, 2004.
- [170] J Jay Todd, Daryl Fougnie, and René Marois. Visual short-term memory load suppresses temporo-parietal junction activity and induces inattentional blindness. *Psychological science*, 16(12) :965–972, 2005.
- [171] Emmanuelle Tognoli, Julien Lagarde, Gonzalo C DeGuzman, and JA Scott Kelso. The phi complex as a neuromarker of human social coordination. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(19) :8190–8195, 2007.
- [172] Michael N Tombu, Christopher L Asplund, Paul E Dux, Douglass Godwin, Justin W Martin, and René Marois. A unified attentional bottleneck in the human brain. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(33) :13426–13431, 2011.
- [173] J Toppi, F Babiloni, G Vecchiato, F De Vico Fallani, D Mattia, S Salinari, and L Astolfi. Testing the asymptotic statistic for the assessment of the significance of partial directed coherence connectivity patterns. In *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, pages 5016–5019. IEEE, 2011.
- [174] Jlenia Toppi, Gianluca Borghini, Manuela Petti, Eric J He, Vittorio De Giusti, Bin He, Laura Astolfi, and Fabio Babiloni. Investigating cooperative behavior in ecological settings : an eeg hyperscanning study. *PLoS One*, 11(4) :e0154236, 2016.
- [175] Jlenia Toppi, Fabrizio de Vico Fallani, Giovanni Vecchiato, Anton Giulio Maglione, Febo Cincotti, Donatella Mattia, Serenella Salinari, Fabio Babiloni, and Laura Astolfi. How the statistical validation of functional connectivity patterns can prevent erroneous definition of small-world properties of a brain connectivity network. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2012, 2012.
- [176] Christopher Torrence and Gilbert P Compo. A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological society*, 79(1) :61–78, 1998.
- [177] J I Tracy, F Mohamed, S Faro, R Tiver, A Pinus, C Bloomer, A Pyrros, and J Harvan. The effect of autonomic arousal on attentional focus. *Neuroreport*, 11(18) :4037–4042, 2000.
- [178] Yi-Fang Tsai, Erik Viirre, Christopher Strychacz, Bradley Chase, and Tzzy-Ping Jung. Task performance and eye activity : predicting behavior relating to cognitive workload. *Aviation, space, and environmental medicine*, 78(5) :B176–B185, 2007.
- [179] Nash Unsworth and Randall W Engle. The nature of individual differences in working memory capacity : active maintenance in primary memory and controlled search from secondary memory. *Psychological review*, 114(1) :104, 2007.
- [180] Frank Van Overwalle. A dissociation between social mentalizing and general reasoning. *Neuroimage*, 54(2) :1589–1599, 2011.
- [181] Kevin J Verdière, Raphaëlle N Roy, and Frédéric Dehais. Detecting pilot’s engagement using fNIRS connectivity features in an automated vs. manual landing scenario. *Frontiers in human neuroscience*, 12 :6, 2018.
- [182] Jean-Philippe Vert, Koji Tsuda, and Bernhard Schölkopf. A primer on kernel methods. *Kernel methods in computational biology*, 47 :35–70, 2004.
- [183] Martin Vinck, Robert Oostenveld, Marijn Van Wingerden, Francesco Battaglia, and Cyriel MA Pennartz. An improved index of phase-synchronization for electrophysiological data in the presence of volume-conduction, noise and sample-size bias. *Neuroimage*, 55(4) :1548–1565, 2011.
- [184] Martin Vinck, Marijn van Wingerden, Thilo Womelsdorf, Pascal Fries, and Cyriel MA Pennartz. The pairwise phase consistency : a bias-free measure of rhythmic neuronal synchronization. *Neuroimage*, 51(1) :112–122, 2010.
- [185] Christopher D Wickens. The structure of attentional resources. *Attention and performance VIII*, 8 :239–257, 1980.
- [186] Christopher D Wickens. Processing resources and attention. *Multiple-task performance*, 1991 :3–34, 1991.
- [187] Christopher D Wickens. Attentional tunneling and task management. In *13th Int. Symp. Aviation Psychol (ISAP)*, 2005.
- [188] Christopher D Wickens. Multiple resources and mental workload. *Human factors*, 50(3) :449–455, 2008.

- [189] Christopher D Wickens, Jack Isreal, and Emanuel Donchin. The event related cortical potential as an index of task workload. In *Proceedings of the Human Factors Society Annual Meeting*, volume 21, pages 282–286. SAGE Publications Sage CA : Los Angeles, CA, 1977.
- [190] Bernard Widrow and Michael A Lehr. 30 years of adaptive neural networks : perceptron, madaline, and backpropagation. *Proceedings of the IEEE*, 78(9) :1415–1442, 1990.
- [191] Ronald J Williams and David Zipser. A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks. *Neural computation*, 1(2) :270–280, 1989.
- [192] Daniel Yasumasa Takahashi, Luiz Antonio Baccal, and Koichi Sameshima. Connectivity inference between neural structures via partial directed coherence. *Journal of Applied Statistics*, 34(10) :1259–1273, 2007.
- [193] Kristie Young, Michael Regan, and M Hammer. Driver distraction : A review of the literature. *Distracted driving*, 2007 :379–405, 2007.
- [194] Mark S Young and Neville A Stanton. Malleable attentional resources theory : a new explanation for the effects of mental underload on performance. *Human factors*, 44(3) :365–375, 2002.
- [195] Thorsten O Zander and Christian Kothe. Towards passive brain–computer interfaces : applying brain–computer interface technology to human–machine systems in general. *Journal of neural engineering*, 8(2) :025005, 2011.