

Rapport bibliographique et technique
MMT – projet HYPERSCAN

Frédéric Dehais, Nicolas Drougard

9 octobre 2018

Chapitre 1

Introduction

Chapitre 2

Indentification d'un état mental pertinent : l'engagement

2.1 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 objectifs 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.

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

Les études menées pour comprendre et maîtriser la performance humain 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 [11, 113]. 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 [155]. Que celles-ci soient vues comme uniques [88] ou multiples [157], 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 [83, 88], 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 [20]. 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 continue et en temps réel l'état mental

d'un opérateur humain [162, 67]. 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 qui 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 [105, 27]. 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 construct.

2.2.1 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 [112] ou l'accès aux ressources [21] 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 [106, 104] ou de divagation attentionnelle [62, 140]. 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 [161], 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. Des nombreux travaux sur les phénomènes d'évacuation en situation d'urgence [91, 121] 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, 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 [127, 47, 52] 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 [22, 145] telles que la cécité [136] ou la surdité [123] 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 [36, 150] 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 [16, 23, 93] ou la surdité inattentionnelle [94]. 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 complémentaire doivent être invoqués.

2.2.2 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 [103]. Des propositions très intéressantes ont pu être faites pour les conceptualiser sans toutefois que leur nature soit précisée [155, 154]. 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 leur 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 [116]. 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 [40]. C'est exactement ce que ferait un élève, qui pensant avoir la réponse, ferait taire ses camarades proches 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 [109], 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 intenses et empêcher le traitement d'informations nouvelles et conduire à des phénomènes de négligence [63, 143] 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 [128] et son dysfonctionnement est connu pour dégrader la performance humaine [56]. 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 [55]. 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 et conduire à des "incapacitations" cognitives [65, 141]. Ces mécanismes montrent que dans certains 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.

2.3 Engagement cognitif

Les sections précédentes ont laissé entrevoir des limites au concept de charge mental 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-jacent. 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 et 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 [98, 47]. 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 [160]. 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 [79]. 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 [84] 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). 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 [19]. 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.

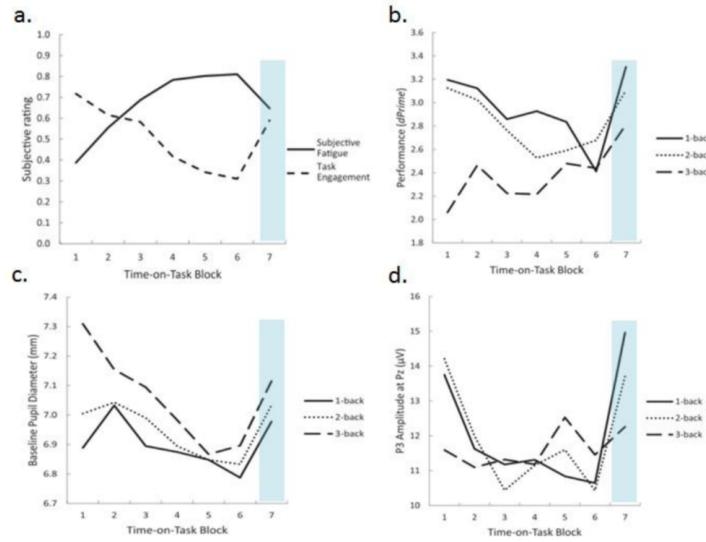


FIGURE 2.1 – Impact de l'allocation de l'effort supplémentaire motivé par la récompense. Dans cette étude, les participants ont été exposés à 3 charges de mémoire de travail différentes (1-2-3 Backs) pendant 7 blocs de 20 minutes. Dans la case 7 (barre bleue transparente), les participants ont reçu la 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 [84].

Enfin un troisième argument est de se rappeler (cf section 2.2.2, 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" [81] pour lequel le cortex préfrontal dorsolatéral (CPFDL) jouerait un rôle crucial [45, 78]. Des travaux ont montré que des stresseurs [64, 3, 29] peuvent avoir un effet délétère sur l'activité du CPFDL (c.f. figure 2.2). 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 (c.f. figure 2.2). 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 (c.f. figure 2.2) au profit d'un réseau dit "par défaut" [62, 81]. 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 l'activité d'une aire cérébrale mais à l'activation synchronisées de plusieurs assemblées de neurones qui communiquent entre elles [152]. C'est la désynchronisation et la rupture de communication entre aires cérébrales qui peut également produire un désengagement et une baisse de performance [21].

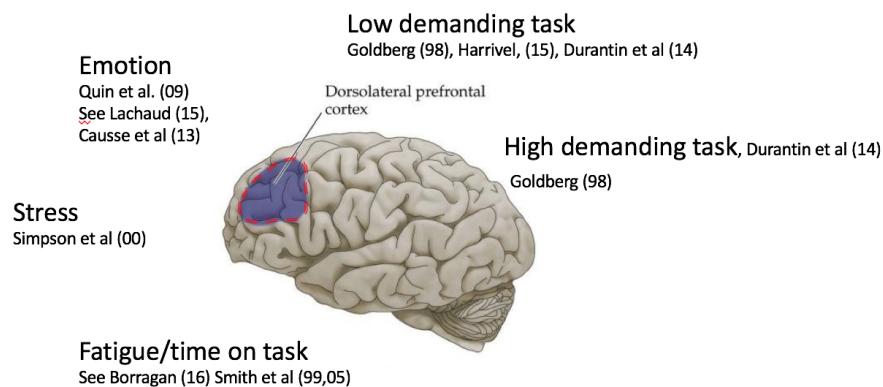


FIGURE 2.2 – Cortex préfrontal dorsolatéral (CPFDL) et désengagement : le stress, l'émotion, la fatigue cognitive ou encore des tâches répétitives ou peu stimulantes peuvent conduire à son désengagement. Sa désactivation se traduit par un mécanisme miroir de désengagement de la tâche.

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 [118]). Différents travaux suggèrent que l'altération de ces réseaux [114, 148] 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 [47]. Certains auteurs postulent que cet état résulterait d'un déficit de désengagement du réseau d'orientation attentionnel supporté par le thalamus [95]. 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 [49]. 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

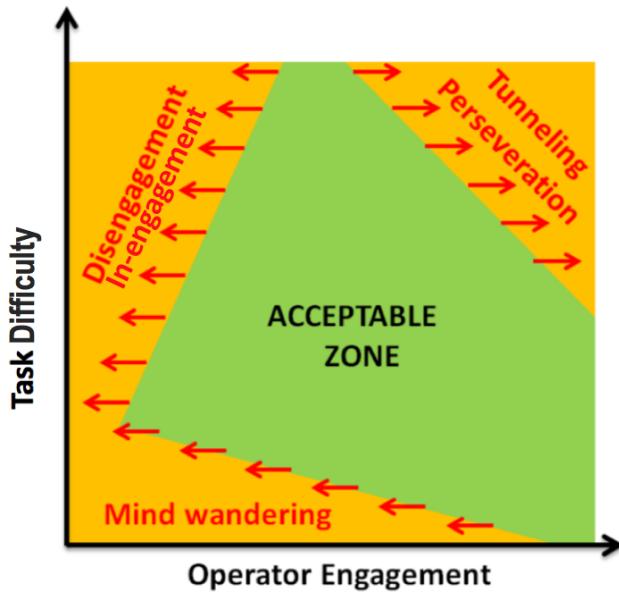


FIGURE 2.3 – Performance et engagement : la performance cognitive humaine est vu comme produit de la demande de tâche par le niveau d'engagement dans cette même tâche. La zone verte décrit de manière conceptuelle la "zone de confort" de l'opérateur où sa performance est optimale. Les états dégradés sont 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 engagement et de comportements dégradés.

2.3.1 Définitions de l'engagement

La section précédent 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 [38] ou engagement dans la tâche [104], 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 meilleur performance d'apprentissage [136, 133]. Dans ce domaine, ce construit est défini comme la qualité et le degré d'effort mental dépensé par un élève lors de l'accomplissement d'une tâche d'apprentissage [38]. L'engagement a fait l'objet d'application dans les domaines du management [80], des jeux vidéos [122, 25], du facteur humain [98, 68, 117] ou encore de la lecture [86, 87]. Toutefois, les acceptations de ce concept proposées par ces disciplines restent floues tels que "la quantité d'effort dirigé pour réaliser un but" [104] 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 [98, 33, 117]. D'autres préfèrent le voir comme un concept protéiforme en le présentant comme indissociable des concepts d'effort cognitif, de motivation et d'émotion [68, 106, 69]. 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 [50]. 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 [34, 122]. Le lien avec l'émotion est particulièrement établi dans le domaine des jeux vidéos [32, 34], où les auteurs utilisent le terme de "flow" [43] 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) [106]. Certains auteurs opèrent toutefois une distinction entre des états attentionnels qui seraient transients (i.e. durée courte) et des état de permanence lié à l'engagement [86]. 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 2.3, nous avons montré qu'il existait une 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.

2.3.2 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 [117]. Ces travaux ont conduit à identifier une 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 [89] alors que l'augmentation des rythmes θ et α reflètent des états de relaxation [20]. Bien que de nombreux travaux aient pu confirmer de la validité de ce ratio pour prédire les variations de l'engagement [48, 61, 50, 119, 30, 71, 117], 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 [73] en analysant l'asymétrie de la puissance de la bande α sur des sites centraux et pariétaux contralatéraux. Plus tard, des auteurs [69] 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 [66] 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 2.4.

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 (c.f. section 2.3). 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 2.2). La résolution spatiale de la fNIRS autorise de suivre la dynamique de l'activation de cette aire cérébrale. Des travaux ont pu montrer [64] un tel désengagement en situation écologique de multi-tâches, confirmant ainsi des résultats obtenus sur des tâches de laboratoire en IRMf (CITE). 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 DLPFC mais par l'activation concomitante d'un réseau dit par défaut incluant entre autre le cortex préfrontal médian [35]. Des expérimentations en fNIRS [62, 81] 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 [21] ou encore l'EEG [138].

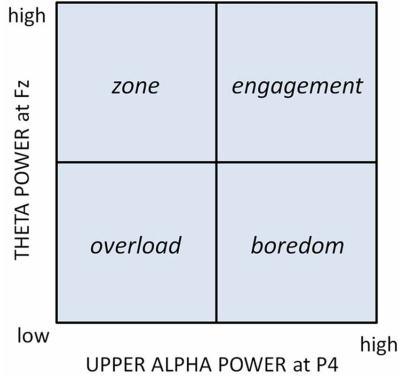


FIGURE 2.4 – Cette figure, issue de [66], illustre la catégorisation de quatre états d’engagement à partir de la variation de la puissance du spectral de la bande θ (frontal) et α (pariétal) par rapport à une ligne de base. Deux états sont "désirés" (zone = zone de confort, engagement = "flow") et deux 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 associé 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 [85, 48, 18] 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) [102] ou ne plus répondre à des stimuli critique [47, 46]. Une mesure classique de laboratoire est l'analyse temporelle du signal EEG en réponse à des stimulations répétées [116]. 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) [158]. 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 [92]. Ce type de paradigme a été utilisé dans le cadre de la compréhension de la surdité aux alarmes auditives en aéronautiques [51, 76], phénomène qui se produit lorsque la tâche principale de pilotage devient particulièrement engageante (ex : atterrissage, gestion de panne) [50]. 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 [28]. 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. Un telle bascule d'engagement entre différentes activités peut être évalué 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 [63]. 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'autre moyens peuvent venir compléter la détection d'états délétères associés au concept d'engagement tels que le sur-engagement ou l'in-engagement (c.f. 2.3). 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 [156], un taux de saccade diminué entre les ZI [47] et l'absence de fixations oculaires sur les indices pertinents [142]. Ces indicateurs oculaires associées 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 [125]. 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 [41] et l'activité saccadique [149]. Dans cette perspective, [124] a adapté le ratio développé par [77] de la manière suivante :

$$\frac{\text{saccades} + \text{short fixations}}{\text{long fixations}} = \frac{\text{« explore » in-engagement}}{\text{« exploit » sur-engagement}} \quad (2.1)$$

Le ratio est normalisé (*z-score*) est toute valeur supérieure à deux écarts types identifie des états d'in-engagement (deux écart-type en dessus) [49] ou de tunnélisation (deux écart-type en dessous) [126]. Bien que ces métriques n'aient pas été directement lié à mesurer l'engagement, des auteurs ont proposé une mesure d'entropie visuelle [53] et d'analyse du pic de vitesse de saccades [54] qui pourraient se révéler pertinentes. Par ailleurs des indices posturaux [86, 87] sont tout aussi intéressants pour mesurer ces états d'engagement (ex : distance de la tête à l'écran, vitesse des mouvements de la tête).

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 construct 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 (ex : "[?]low) 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 [12]. 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. L'engagement personnel n'a pas

Chapitre 3

Hyperscanning et monitoring de l'attention de deux opérateurs

3.1 Introduction

Dans de nombreuses situations, 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/ailier, semble le démontrer. Si le contexte nécessite de considérer une équipe d'opérateurs, il n'est plus suffisant de seulement prendre en compte l'engagement individuel de chaque opérateur. Pour permettre l'amélioration des performances de l'équipe d'opérateurs humains, d'autres métriques concernant l'état mental de l'équipe elle-même semblent nécessaires à mettre en évidence.

En effet ce nouveau contexte rend possible de nouveaux états mentaux dégradés qu'il faut considérer en plus de ceux évoqués dans le chapitre 2. Un premier exemple concerne la coopération qui semble a priori devoir être présente au sein de l'équipe pour obtenir une performance optimale. En effet, un comportement non-coopératif pourrait mettre en péril une mission qui nécessite que les opérateurs s'entraident. Par exemple, lorsqu'ils ont des rôles ou des statuts hiérarchiques différents, les opérateurs humains peuvent être amenés à mal évaluer la confiance qu'ils doivent se faire mutuellement¹, et amener un manque de coopération contre-productif. Ce problème est synthétisé et illustré par le dilemme du prisonnier [10]. D'un autre côté, il est souvent admis que la compétition peut apporter plus de performances individuelles si les tâches de chaque individu sont comparables. Il semble donc important d'évaluer ce degré de coopération dans le monitoring d'une équipe d'opérateurs pour pouvoir détecter des comportements dangereux.

La communication peut aussi être un point clef de la réussite d'une mission, favorisant la coopération, la synchronisation et la conscience de la situation par les opérateurs. En effet, les informations mises à disposition ou accessible par les membres de l'équipe peuvent être différentes, ce qui peut rendre les canaux de communication nécessaires pour rendre tout le monde conscient de la situation. Cependant ces canaux sont souvent limités ou bruités, produisant des incompréhensions qui affectent le déroulement de la mission. L'échange d'information semble donc être une facette de l'interaction entre les êtres humains cruciale à étudier pour garantir l'optimalité de la réalisation d'une mission.

Enfin, si deux opérateurs humains sont nécessaires pour une mission donnée, leur implication conjointe est souvent nécessaire. Ces missions ont plus de chances d'être effectuées de manière optimale lorsque les deux opérateurs sont suffisamment engagés. Or, des situations où un seul opérateur prend toutes les décisions et accomplit seul la plupart des tâches peuvent apparaître, et un déséquilibre dans la participation des opérateurs peut entraîner des conflits, un manque d'apprentissage, une perte d'expertise, etc. Il paraît donc intéressant d'étudier les potentielles métrique concernant l'engagement global des opérateurs impliqués dans l'équipe et plus généralement du bon déroulement de leurs interactions.

Les interactions entre les êtres humains ne peuvent pas être entièrement décrites, expliquées ou détectées à travers des données comportementales (ex : paroles, gestes) ou subjectives (ex : sentiments, émotion). En effet ces interactions peuvent être extrêmement subtiles et complexes, impliquant par exemple des processus de compréhension ou de stockage de renseignements provenant d'autres personnes. Depuis une vingtaine d'années, les neurosciences étudient l'activité du cerveau lors d'interactions sociales humaines. Certaines des structures cérébrales soutenant les

1. <http://theconversation.com/y-a-t-il-deux-pilotes-dans-lavion-93938>

processus impliqués dans les capacités cognitives sociales ont pu être identifiées [151]. Ces études ont même mené à des hypothèses sur les rôles respectifs des régions du cerveau qui sont actives lors de tâches cognitives sociales. 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. Ces zones du cerveaux liées aux capacités d'interaction sociales sont représentées dans la figure 3.1.

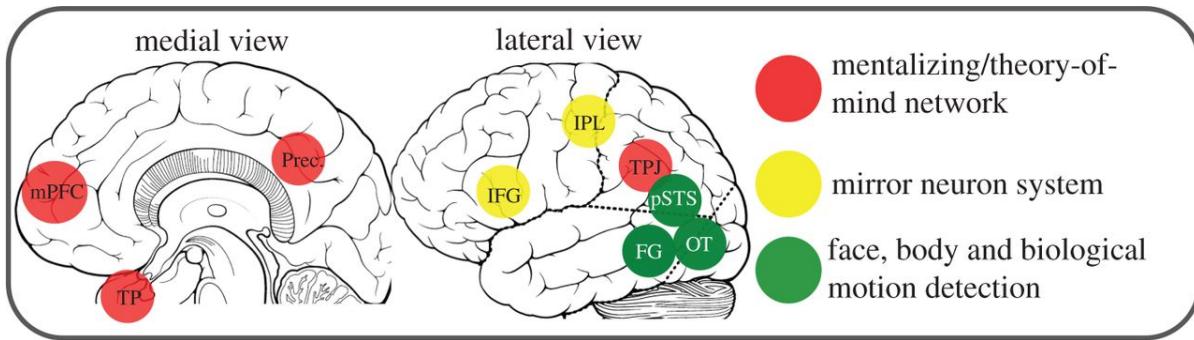


FIGURE 3.1 – Illustration du cerveau humain et des zones associées à l'interaction sociale, issue de [42].

Il paraît probable que les observations comportementales ou subjectives d'une interaction entre plusieurs êtres humains résultent de processus cognitifs complexes entre les acteurs de l'interaction. Un argument dans ce sens est la différence entre l'activité du cerveau humain lorsqu'il interagit avec un ordinateur et lorsqu'il interagit avec d'autres êtres humains [129, 9]. Une grande partie de l'activité cérébrale qui se produit pendant une interaction peut ne pas correspondre à un comportement détectable. Par exemple, deux êtres humains peuvent être simultanément en train d'essayer de deviner ce que pense l'autre personne. Une interaction humaine ou un comportement social peut être considéré comme une relation dynamique entre l'activité dans un cerveau et l'activité dans un autre : les cerveaux tentent de comprendre et d'influencer les actions produites par les autres [12]. Identifier et détecter la nature des activités qui se produisent dans les cerveaux impliqués dans une interaction permettrait un monitoring plus précis d'une équipe d'opérateurs amenés à collaborer ou avoir des activités sociales.

Dans ce but, les auteurs de [107] 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 neurologiques 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 donc 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).

L'hyperscanning peut donc permettre d'identifier de nouveaux et fins indicateurs concernant l'interaction des membres d'une équipe à partir des signaux émis par les cerveaux de l'équipe. En effet, sans enregistrement simultané, seule l'activité cérébrale qui est en corrélation avec un comportement observable peut être prédictive. Or ces comportements peuvent se révéler difficile à contrôler dans les expérimentations si une interaction naturelle est souhaitée. De plus les indications comportementales telle que la transpiration, le regard fuyant ou l'augmentation de la dilatation pupillaire ne donnent que des informations limitées, et à une fréquence plus faible, sur l'interaction.

3.2 Principaux résultats expérimentaux sur l'activité cognitive d'opérateurs en interaction

Electro-EncéphaloGramme (EEG) :

- [99] guitaristes, synchronisation sur info auditive, augmente la synchro de phase via le Phase Locking Index et la Cohérence de phase inter-cerveaux en theta (4-7 Hz)
- [134] lorsque la demande en coordination musicale est forte, les connections inter-cerveaux sont plus fortes, et le niveau de « petit monde » du graphe représentant les connections est plus élevé (son coefficient de

clustering et ses chemins sont plus grands).

- [60, 59] imitation des mouvements des mains, augmentation de la Phase locking value lors de l'imitation. Figure 3.2.
- [144] Cette étude n'utilise pas l'hyperscanning : autre marqueur de coopération, ϕ complex. La synchronisation (resp. désynchronisation) des mouvements des doigts des sujets augmente (resp. diminue) l'amplitude de ϕ_{i1} (resp. ϕ_{i2}) dans l'aire centro-pariétale droite. Ces fréquences ϕ_{i1} et ϕ_{i2} 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.
- [110, 111] idem : suivre le mouvement du doigt de l'autre ou proposer son propre mouvement de doigt au partenaire, avec de nouveaux résultats
- [13] jeu de carte avec cinq groupes de quatre sujets, plus grosse activité (Densité spectrale de puissance) dans le cortex cingulaire préfrontal et antérieur du joueur qui commence le jeu, que dans les mêmes régions du joueur qui doit le suivre. Ils utilisent aussi des métriques de connectivité intra-cerveaux : la cohérence dirigée partielle (PDC, voir section 3.3 et [14]) des régions d'intérêt du cerveau de chaque sujet permet le calcul de degrés sortants et entrants pour chaque région de chaque sujet et de mieux décrire l'activité.
- [4] dilemme du prisonnier, cinq couples de sujets, l'analyse statistique sur la densité spectrale de puissance suggère que les conditions de trahison (lorsque les deux sujets choisissent tous les deux de trahir) ont provoqué une plus grande activité corticale dans la bande de fréquences theta (3-6Hz) que dans les deux autres conditions (lorsqu'ils changent tous les deux leur choix pour celui fait par l'autre joueur à l'étape précédente « réciprocité-pardon », ou lorsqu'ils coopèrent tous les deux). Les auteurs laissent supposer qu'une grande implication des régions frontales pendant la condition de « trahison » est générée par l'effort du système de décision.
- [5] chicken's game (plus grosse perte quand les deux trahissent que dans le dilemme du prisonnier), six couples de sujets. La trahison et la condition « réciprocité-pardon » ont provoqué une activité corticale significative, dans la bande de fréquence beta, par rapport aux conditions de coopération. La cohérence dirigée partielle (PDC) dans la bande de fréquence beta est utilisée pour mieux décrire la dynamique de l'activité du cerveau dans ce contexte.
- [6], two experiments :
 - jeu de carte (tressette) : quatorze équipes de deux joueurs, Partial Directed Coherence. Les signaux estimés dans le cortex cingulaire antérieur (ACC) du deuxième joueur de l'équipe montrent un lien de causalité de Granger statistiquement significatif avec les signaux estimés dans différentes zones corticales du premier joueur de la même équipe (voir figure 3.4).
 - dilemme du prisonnier : cinq couples de sujets, densité spectrale de puissance sur la surface du cerveau, certaines zones significativement activées (puissance spectrale) dans les conditions de « trahison », dans la bande theta, diffèrent de celles activées dans la condition de coopération. Il semble qu'une planification majeure est nécessaire pour le choix de « trahir », comparé au choix de coopérer.
- [8] quatorze paires de sujets qui jouent aux cartes. 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 [120]. Les cohérences dirigées partielles (PDC) entre des régions d'intérêt de chaque cerveau ont pu être calculées. Les PDC statistiquement significatives sont conservées, et induisent un graphe dirigé sur les régions d'intérêts. Il est montré que les degrés d'entrées et de sortie de certaines régions sont significativement différents selon le rôle du joueur (leader/suiveur). De plus les résultats suggèrent que seuls les joueurs appartenant à la même équipe ont montré une connectivité fonctionnelle statistiquement significative entre les signaux estimés à partir de différentes zones corticales (voir figure 3.4). Les auteurs parlent d'« esprit du groupe ».
- [7] 52 sujets qui jouent au dilemme du prisonnier itéré, la densité spectrale de puissance est plus grande durant la condition de trahison que dans la condition de coopération, notamment dans la bande spectrale theta. En ce qui concerne l'hyperconnectivité (connectivité entre deux individus), une auto-régression multivariée permet de calculer facilement la cohérence partielle dirigée (PDC) [135] définissant les liens de connectivité inter-individus : la connectivité (ou le réseau de liens dont la PDC est significative) est plus dense lorsque les deux joueurs coopèrent que lorsqu'ils se trahissent. Les auteurs appellent cette variation d'hyperconnectivité, l'image du cerveau social.
- 26 couples, Dilemme du prisonnier, calcul des PDC significatifs pour différentes condition (deux coopérations, deux trahisons, etc.) prédiction des cas où les deux sujets se trahissent à 90% [70], grâce à des mesures de théorie des graphes comme l'efficacité, la modularité [17] et la divisibilité (voir Section 3.3) et un perceptron multi-couche (voir Section 3.5).
- Une action conjointe de coopération augmente la connectivité inter-cerveaux, 16 sujets [9]. Il est demandé à

chaque paire de sujets de soulever une balle roulante jusqu'à une région cible particulière située en haut de l'écran en contrôlant les deux côtés (gauche et droite) d'une barre virtuelle portant la balle. Afin d'augmenter la complexité, il y a un obstacle 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. Etant donnée une paire de sujets, le jeu se déroule dans différentes conditions. « Ensemble » : chaque sujet contrôle un des côtés de ma barre. « Ordinateur » : même condition, seulement les sujets pensent jouer avec un ordinateur. « Seuls » : les sujets remplissent la tâche en contrôlant les deux côtés de la barre. Des PDCs inter et intra-cerveaux significatives sont calculées, et des indices issus de la théorie des graphes (densité inter-cerveaux et divisibilité) en sont extraits [132]. Dans la condition « ensemble », la densité est plus grande et la divisibilité plus petite (significativement) que dans les deux autres conditions. Les auteurs expliquent que ces différences significatives en termes de liens de causalité inter-cérébraux ne peuvent donc être attribuées qu'à l'interaction entre des sujets visant à atteindre un objectif commun.

- simulateur de vol, la connectivité augmente avec la nécessité de coopération (atterrissement)[146]
- Travaux récents [137] avec deux opérateurs sur MATB² [37], dix participants (voir Figure 3.5). Deux conditions : facile et difficile. Données subjectives : NASA-TLX [82]. Données objectives : 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 $\frac{PSD_\theta}{PSD}$ à partir de bandes de fréquence individuelles définies à partir de la fréquence alpha individuelle (IAF, [90]) : bande $\alpha = [IAF - 2Hz, IAF + 2Hz]$, bande $\theta = [IAF - 6Hz, IAF - 2Hz]$. Cet index 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'arête entre les deux électrodes. 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 triangles autour de chaque nœud. 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 est corrélé négativement avec l'indice de workload dans les bandes β et α : 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 [26] (proche d'un graphe aléatoire).

Near-Infrared Spectroscopy (NIRS) :

- [44] appui sur des boutons, performance de coopération corrélée à la cohérence inter-cerveaux
- [72] idem, performance de synchronisation corrélée à la covariance temporelle et spatiale
- les features qui ressortent, les états mentaux, follower, leader, engagement sur le follower, fréquences
- Lien avec les marqueurs : la connectivité ne sert pas qu'à l'hyperscanning
- Connectivité rend compte de la dynamique cérébrale et de la « coopération » entre assemblées de neurones
- Connectivité fonctionnelle (corrélation) et effective (causalité)

3.3 Marqueurs de l'état de l'interaction

lien avec la connectivité Cerveau « HUB » : ne se réduit pas à l'activation d'aires spécialisées

Mesures de connectivité [15]

Dirigées : directed transfer function, (partial) (directed) coherence, phase transfer entropy, cross-correlation, Phase Slope Index, Estimator phase shift, (phi1, phi2), Granger causality, Granger-based correlation ...

Non-dirigées : Correlation, spectral/wavelet coherence, Phase-locking value, mutual information, ...
phase-lag-synchrony (PLS), structural equation modeling (SEM), dynamic causal modeling (DCM)

2.2 matrices de covariances, coherence, théorie des graphes, connectivité, pour le machine learning, identification des marqueurs

Théorie des graphes

Liens définis par seuillage des mesures de connectivités [17, 26]

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

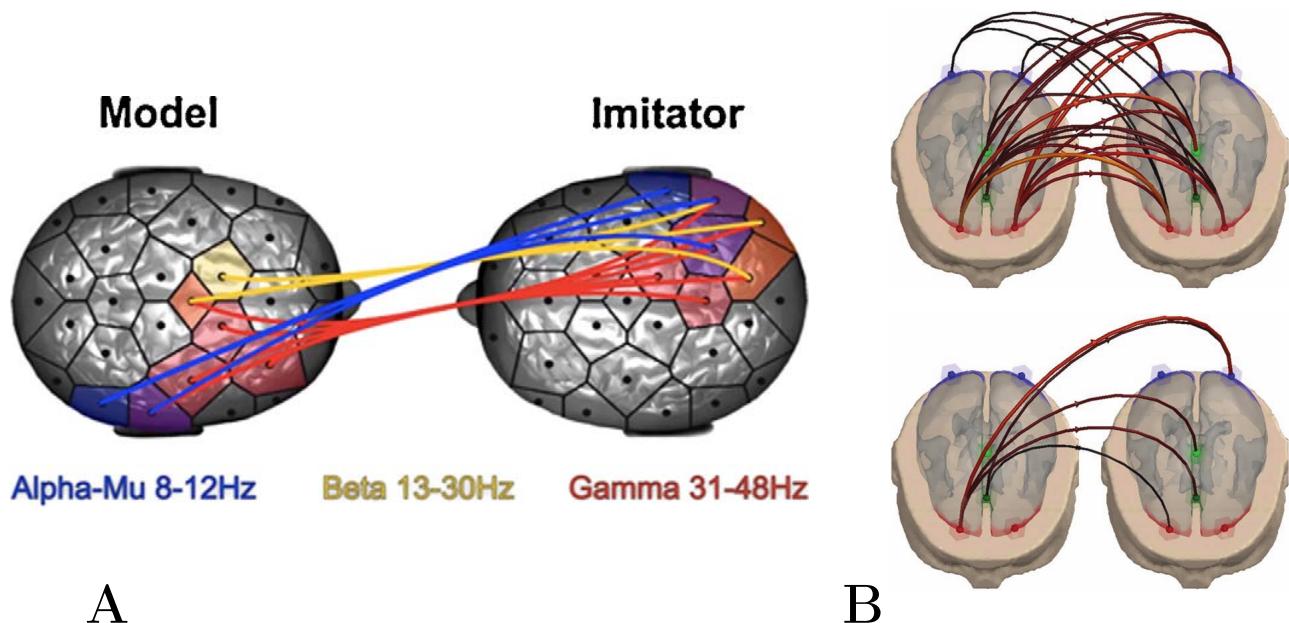


FIGURE 3.2 – **A** : Illustration des couples de zones inter-cerveaux ayant des synchronisations de phase, un hyperlien non dirigé appelé « Phase Locking Value » (PLV). Un sujet modèle (à gauche) est imité par le sujet de droite, image issue de [60]. **B** Hyperliens basés sur la causalité de Granger (cohérence dirigée partielle) entre des sujets jouant au dilemme du prisonnier itéré : en haut deux coopérations, en bas deux trahisons, image issue de [7].

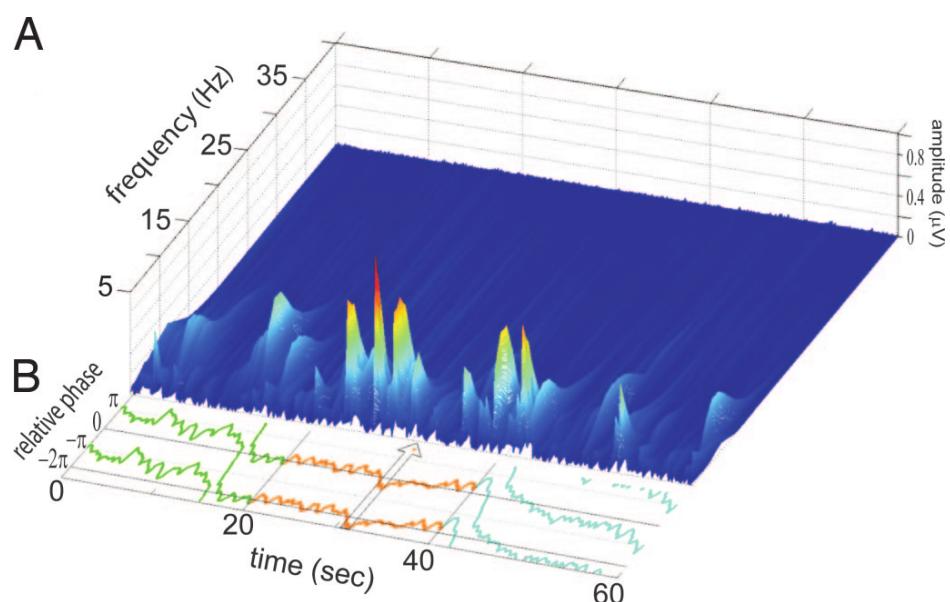


FIGURE 3.3 – Lien entre ϕ_2 et la coordination [144].

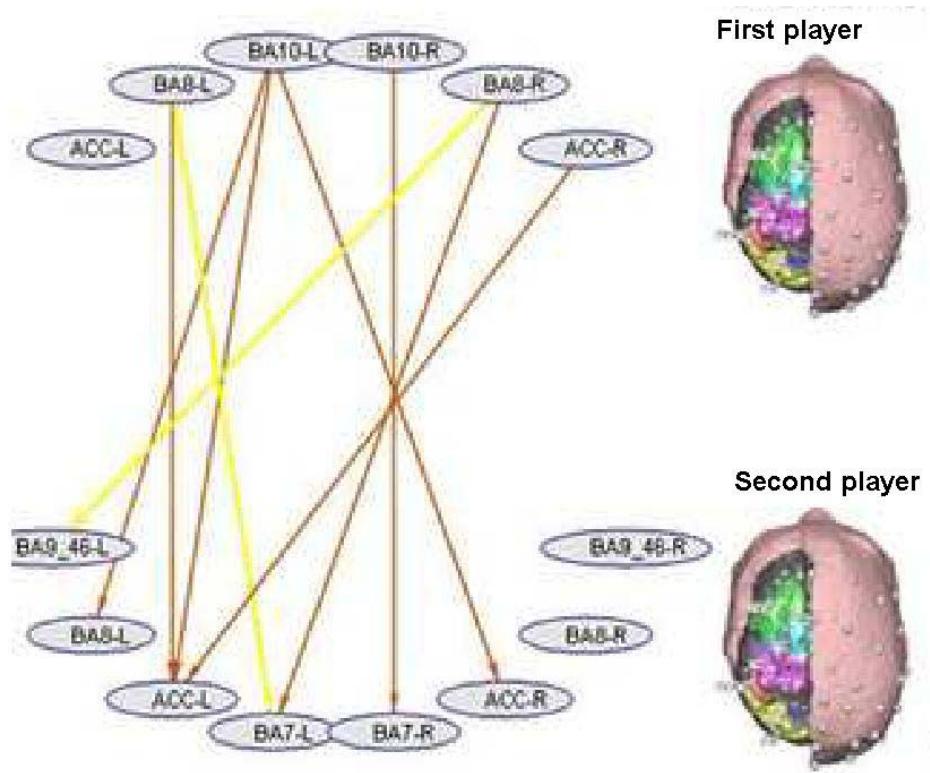


FIGURE 3.4 – Marqueur de connectivité inter-cerveaux, issu de [6].

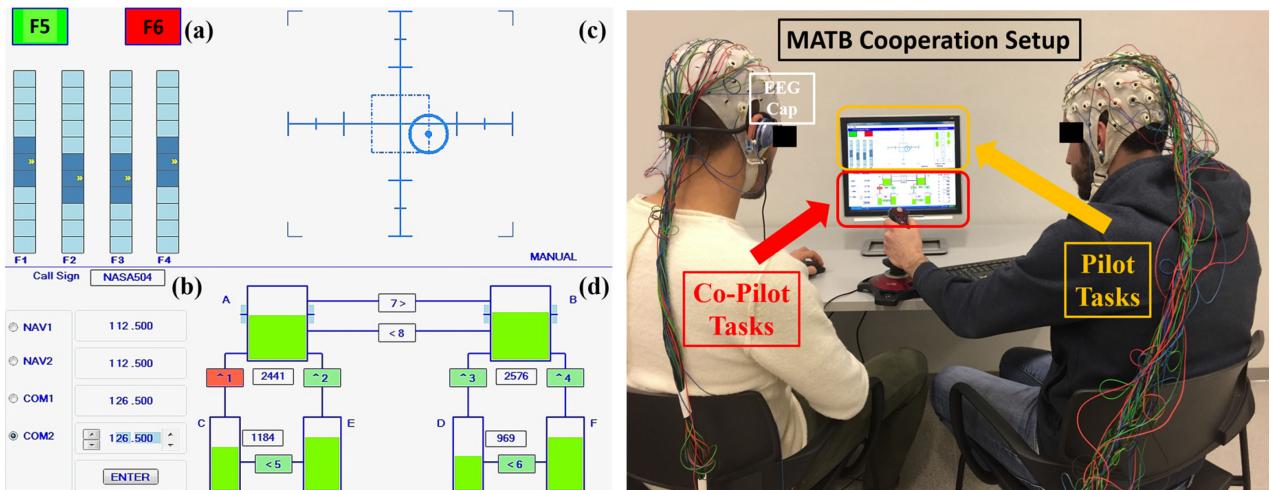


FIGURE 3.5 – Expérimentation d'hyperscanning EEG sur la tâche MATB, issue de [137]. **a)** Tâche de contrôle de jauge et de voyants d'avertissement. **b)** Tâche d'exécution d'ordres auditifs. **c)** Tâche de contrôle manuel d'une cible instable. **d)** Tâche de contrôle de débits de pompes à la souris. 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.

Nouveaux marqueurs [26] : degré des noeuds, corrélation des degrés (assortativité), coefficient de clustering, longueur des chemins, densité de connections, centralité d'un noeud, coefficient de clustering, ...

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 :

$$\frac{I_{12} + I_{21}}{2 \cdot N^2} \quad (3.1)$$

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 connection).

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

$$\frac{\sum_{i,j} w_{i,j}}{\sum_{i,j} w_{i,j} \cdot \text{diff}_{i,j} + \sum_{i,j} w_{i,j}} \quad (3.2)$$

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 Traitement du signal

passe bande, CSP, Artifact Subspace Reconstruction [108], ...

3.5 Algorithmes d'apprentissage

3.5.1 Classification classique

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 donc 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 3.6, $\forall i \in \{1, \dots, n\}$, $X_i = (HR_i, HRV_i) \in \mathbb{R}_+^2$ 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 3.6, 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 :

$$\begin{bmatrix} TP/PFP/N \\ FN/PTN/N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{m_{1,1}(c)}{P} & \frac{m_{1,0}(c)}{N} \\ \frac{m_{0,1}(c)}{P} & \frac{m_{0,0}(c)}{N} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \mathbf{p}(p=1 \mid l=1) & \mathbf{p}(p=1 \mid l=0) \\ \mathbf{p}(p=0 \mid l=1) & \mathbf{p}(p=0 \mid l=0) \end{bmatrix}, \quad (3.3)$$

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 $(y_i)_{i=1}^n$.

3.5.2 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* [96] 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.

L'analyse discriminant linéaire (LDA) est sûrement l'un des classificateurs les plus populaires. Il est utilisé dans [131] 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 [130], 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 [152] 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 [147] 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.

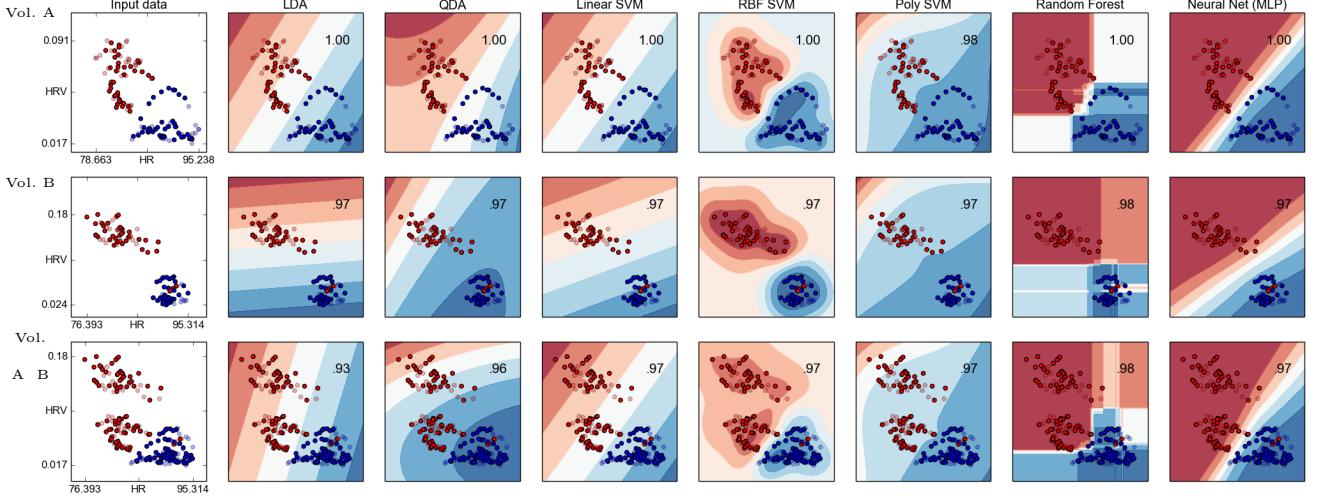


FIGURE 3.6 – Fonctions de prédiction issues de classificateurs populaires, calculées sur trois ensembles de données à l'aide de *scikit-learn* [115]. Les ensembles de données sont les valeurs de la fréquence cardiaque *HR* d'un opérateur humain et de sa variabilité *HRV*, pendant une session de repos (points rouges, $y = 0$), et pendant la mission robotique décrite dans [57, 58], 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.

Un algorithme plus récent, appelé *machine à vecteurs de support* (SVM) [39], 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 3.6 montre les résultats de la classification en utilisant SVM et ces trois noyaux. SVM fait partie des méthodes à noyaux [153], 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* [153], 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 $f(x^2) = -1$, $f(x^1) - f(x^2) = \langle w, x^1 - x^2 \rangle = 2$. 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 [75] (resp. [74]), pour estimer la surcharge cognitive de pilotes dans un simulateur (resp. pilote de vrais avions). En utilisant des caractéristiques basé sur la distribution de probabilité de signaux fNIRS, the resulting prediction function c has achieved an accuracy $a(c)$ of 80% percent (72% specificity and 89% sensitivity) for the simulation experiment, and higher than 76% for the real flight. Features are computed on windows of size lower than 16s. It allows to perform real time detection.

The k nearest neighbors classifier (k -NN) [1] is one of the simplest classification algorithms in machine learning. It is based on a distance defined in the feature space (e.g. the Euclidean distance $d(x^1, x^2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^1 - x_i^2)^2}$), and defines prediction as the majority label among the nearest k neighbors according to this distance. In [139], the authors use this algorithm, as well as SVM, to detect periods of rest, stress or cognitive workload of the operator, in virtual environments and during robot teleoperation. A selection of 46 features from numerous signals (including ECG and EEG) calculated over periods of 3s are used for this. An accuracy of more than 77% is obtained (in person specific and task specific context).

There are still many proven classification algorithms, especially for brain-machine interfaces. Among them, we

can cite random forests (RF) [24] that are based on the majority vote (ensemble learning) of decision trees. Neural networks (NN) [159], such as the multi-layer perceptron (MLP), are also successful and have given birth to deep learning. They optimize the parameters of successive transformations applied to the data, usually using gradient descent (backpropagation [97]) algorithms, to minimize classification error. These rather classical algorithms and their use in BCI are presented in more detail in [101].

3.5.3 Classification de matrices et de tenseurs

géométrie Riemannienne recent advances : classifying tensors (Riemannian geom, connectivity) Furthermore, spatial features such as connectivity matrices can be computed. For instance, correlation, covariance or coherence matrices can be computed from the signals of all sensors. The estimation of a given mental state can next be done by computing distance metrics between them, for mental fatigue estimation for instance [31]. For a complete description of the state of the art of mental state classifiers from EEG signals, please read [100].

3.5.4 Algorithmes adaptatifs

problématique peu de données, apprentissage en ligne adaptatif algos adaptés au Riemannian,

3.5.5 Transfert d'apprentissage

Transfer learning : situations écologiques, variabilité inter-sujet, inter-missions (temporelles)

3.5.6 Apprentissage profond

deep learning

3.5.7 Dépendance temporelle

Dépendances temporelles : Hidden Markov Models (HMMs) et Réseaux Neuronaux Récurrents (RNN et LSTM)

3.6 Description technique de l'Interface Cerveau Machine (ICM)

3.6.1 Synchronisation et échanges en temps réel

Lab Streaming Layer (LSL)

- gestion/synchronisation du réseau flux de données physiologiques
- appareils/traitements ECG, ET, EEG, fNIRs intégrés à ce logiciel.

3.6.2 Prototype

3.7 Scenario

3.7.1 Mission

métriques des performances des pilotes objectives (définition des tâches et de la mission) subjectives (NASA-TLX, questionnaires)

3.7.2 Expérimentations

Hors ligne

réalisation de l'expérimentation et la collecte de données pour la mise en place de l'ICM (apprentissage hors ligne)

En ligne

ICM temps réel et analyser les données de performance

3.8 Conclusion

L'étude de métriques supplémentaires pour l'engagement (gamma, delta, analyse temps-fréquence)
Le développement de nouveau marqueurs de connectivité (ex : théorie des graphes)
Techniques de machine learning adaptées (ex : classif. tenseurs, géométrie Riemanienne)
Estimation en temps réel (fenêtres, lissage)
Adapter la pipeline (traitement du signal, analyse) à deux opérateurs

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 Galfetti, 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] Robert Axelrod. Effective choice in the prisoner’s dilemma. *Journal of conflict resolution*, 24(1) :3–25, 1980.
- [11] 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.
- [12] Fabio Babiloni and Laura Astolfi. Social neuroscience and hyperscanning techniques : past, present and future. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 44 :76–93, 2014.
- [13] 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.
- [14] Luiz A Baccalá and Koichi Sameshima. Partial directed coherence : a new concept in neural structure determination. *Biological cybernetics*, 84(6) :463–474, 2001.

- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] Stefano Boccaletti, Vito Latora, Ymir Moreno, Martin Chavez, and D-U Hwang. Complex networks : Structure and dynamics. *Physics reports*, 424(4-5) :175–308, 2006.
- [18] 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.
- [19] Maarten AS Boksem, Theo F Meijman, and Monique M Lorist. Mental fatigue, motivation and action monitoring. *Biological psychology*, 72(2) :123–132, 2006.
- [20] 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.
- [21] Guillermo Borrigan Pedraz and Philippe Peigneux. Behavioural bases and functional dynamics of cognitive fatigue, chapter 4. 2016.
- [22] Muriele Brand-D’Abrescia and Nilli Lavie. Task coordination between and within sensory modalities : Effects on distraction. *Perception & psychophysics*, 70(3) :508–515, 2008.
- [23] Keith Bredemeier and Daniel J Simons. Working memory and inattentional blindness. *Psychonomic Bulletin & Review*, 19(2) :239–244, 2012.
- [24] Leo Breiman. Random forests. *Machine learning*, 45(1) :5–32, 2001.
- [25] 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.
- [26] Ed Bullmore and Olaf Sporns. Complex brain networks : graph theoretical analysis of structural and functional systems. *Nature Reviews Neuroscience*, 10(3) :186, 2009.
- [27] John T Cacioppo and Louis G Tassinary. Inferring psychological significance from physiological signals. *American psychologist*, 45(1) :16, 1990.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] Maher Chaouachi, Pierre Chalfoun, Imène Jraidi, and Claude Frasson. Affect and mental engagement : towards adaptability for intelligent systems. In *23rd International FLAIRS Conference*, 2010.
- [31] Sylvie Charbonnier, Raphaelle N Roy, Stephane Bonnet, and Aurelie Campagne. EEG index for control operators’ mental fatigue monitoring using interactions between brain regions. *Expert Systems with Applications*, 52 :91–98, 2016.
- [32] Jenova Chen. Flow in games (and everything else). *Communications of the ACM*, 50(4) :31–34, 2007.
- [33] 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.
- [34] Ting-Jui Chou and Chih-Chen Ting. The role of flow experience in cyber-game addiction. *CyberPsychology & Behavior*, 6(6) :663–675, 2003.
- [35] 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.
- [36] 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.
- [37] J Raymond Comstock Jr and Ruth J Arnegard. The multi-attribute task battery for human operator workload and strategic behavior research. 1992.

- [38] Lyn Corno and Ellen B Mandinach. The role of cognitive engagement in classroom learning and motivation. *Educational psychologist*, 18(2) :88–108, 1983.
- [39] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3) :273–297, 1995.
- [40] 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.
- [41] 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.
- [42] 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.
- [43] Mihaly Csikszentmihalyi. *Finding flow : The psychology of engagement with everyday life*. Basic Books, 1997.
- [44] 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.
- [45] 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.
- [46] 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.
- [47] 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.
- [48] Frédéric Dehais, Alban Duprè, 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.
- [49] 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.
- [50] 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.
- [51] 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.
- [52] 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.
- [53] 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.
- [54] 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.
- [55] Raymond J Dolan. Emotion, cognition, and behavior. *science*, 298(5596) :1191–1194, 2002.
- [56] Florin Dolcos and Gregory McCarthy. Brain systems mediating cognitive interference by emotional distraction. *Journal of Neuroscience*, 26(7) :2072–2079, 2006.
- [57] 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.
- [58] 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.
- [59] G Dumas, F Lachat, J Martinerie, J Nadel, and N George. From social behaviour to brain synchronization : review and perspectives in hyperscanning. *Irbm*, 32(1) :48–53, 2011.

- [60] Guillaume Dumas, Jacqueline Nadel, Robert Soussignan, Jacques Martinerie, and Line Garner. Inter-brain synchronization during social interaction. *PloS one*, 5(8) :e12166, 2010.
- [61] 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.
- [62] Gautier Durantin, Frederic Dehais, and Arnaud Delorme. Characterization of mind wandering using fnirs. *Frontiers in systems neuroscience*, 9 :45, 2015.
- [63] 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.
- [64] 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.
- [65] 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.
- [66] 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.
- [67] Stephen H Fairclough. Fundamentals of physiological computing. *Interacting with computers*, 21(1-2) :133–145, 2008.
- [68] 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.
- [69] 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.
- [70] 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.
- [71] 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.
- [72] 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.
- [73] David Galin, Jack Johnstone, and Jeannine Herron. Effects of task difficulty on eeg measures of cerebral engagement. *Neuropsychologia*, 16(4) :461–472, 1978.
- [74] 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.
- [75] 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.
- [76] Louise Giraudeau, 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.
- [77] 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.
- [78] PS Goldman-Rakic. Handbook of physiology. the nervous system. higher functions of the brain. *Bethesda, MD : American Physiological Society*, 373417, 1987.
- [79] 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.
- [80] Jamie A Gruman and Alan M Saks. Performance management and employee engagement. *Human Resource Management Review*, 21(2) :123–136, 2011.

- [81] 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.
- [82] 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.
- [83] 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.
- [84] 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.
- [85] Cristina Iani and Christopher D Wickens. Factors affecting task management in aviation. *Human factors*, 49(1) :16–24, 2007.
- [86] 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.
- [87] 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.
- [88] Daniel Kahneman. *Attention and effort*, volume 1063. Citeseer, 1973.
- [89] 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.
- [90] 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.
- [91] 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.
- [92] 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.
- [93] 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.
- [94] 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.
- [95] David LaBerge, Marc Carter, and Vincent Brown. A network simulation of thalamic circuit operations in selective attention. *Neural Computation*, 4(3) :318–331, 1992.
- [96] Peter A Lachenbruch and M Goldstein. Discriminant analysis. *Biometrics*, pages 69–85, 1979.
- [97] 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.
- [98] John D Lee. Dynamics of driver distraction : The process of engaging and disengaging. *Annals of advances in automotive medicine*, 58 :24, 2014.
- [99] 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.
- [100] 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.
- [101] Fabien Lotte, Marco Congedo, Anatole Lécuyer, Fabrice Lamarche, and Bruno Arnaldi. A review of classification algorithms for eeg-based brain–computer interfaces. *Journal of neural engineering*, 4(2) :R1, 2007.
- [102] 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.
- [103] 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.
- [104] 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.

- [105] 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.
- [106] 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.
- [107] 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.
- [108] Tim Mullen, Christian Kothe, Yu Mike Chi, Alejandro Ojeda, Trevor Kerth, Scott Makeig, Gert Cauwenberghs, and Tzzy-Ping Jung. Real-time modeling and 3d visualization of source dynamics and connectivity using wearable eeg. In *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE*, pages 2184–2187. IEEE, 2013.
- [109] 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.
- [110] 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.
- [111] 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.
- [112] 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.
- [113] Raja Parasuraman. Neuroergonomics : Research and practice. *Theoretical issues in ergonomics science*, 4(1-2) :5–20, 2003.
- [114] 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.
- [115] 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.
- [116] John Polich. Updating p300 : an integrative theory of p3a and p3b. *Clinical neurophysiology*, 118(10) :2128–2148, 2007.
- [117] 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.
- [118] Michael I Posner and Stanislas Dehaene. Attentional networks. *Trends in neurosciences*, 17(2) :75–79, 1994.
- [119] 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.
- [120] 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.
- [121] Guylène Proulx. Occupant behaviour and evacuation. In *Proceedings of the 9th International Fire Protection Symposium*, pages 219–232, 2001.
- [122] 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.
- [123] Dana Raveh and Nilli Lavie. Load-induced inattentional deafness. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 77(2) :483–492, 2015.
- [124] 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.
- [125] 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.
- [126] 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.

- [127] Maxime Reynal, Frank Rister, Sébastien Scannella, Christopher Wickens, and Frederic Hehais. Investigating pilot's decision making when facing an unstabilized approach : an eye-tracking study. In *19th International Symposium on Aviation Psychology*, page 335, 2017.
- [128] K Richard Ridderinkhof, Wery PM Van Den Wildenberg, Sidney J Segalowitz, and Cameron S Carter. Neuro-cognitive 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.
- [129] James K Rilling and Alan G Sanfey. The neuroscience of social decision-making. *Annual review of psychology*, 62 :23–48, 2011.
- [130] 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.
- [131] 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.
- [132] Mikail Rubinov and Olaf Sporns. Complex network measures of brain connectivity : uses and interpretations. *Neuroimage*, 52(3) :1059–1069, 2010.
- [133] Gavriel Salomon. The differential investment of mental effort in learning from different sources. *Educational psychologist*, 18(1) :42–50, 1983.
- [134] 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.
- [135] Alois Schlögl and Gernot Supp. Analyzing event-related eeg data with multivariate autoregressive parameters. *Progress in brain research*, 159 :135–147, 2006.
- [136] Dale H Schunk. Self-efficacy and classroom learning. *Psychology in the Schools*, 22(2) :208–223, 1985.
- [137] Nicolina Sciaraffa, Gianluca Borghini, Pietro Aricò, Gianluca Di Flumeri, Alfredo Colosimo, Anastasios Bezeiranos, Nitish V Thakor, and Fabio Babiloni. Brain interaction during cooperation : Evaluating local properties of multiple-brain network. *Brain sciences*, 7(7) :90, 2017.
- [138] 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.
- [139] Gaganpreet Singh, Sergi Bermùdez 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.
- [140] 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.
- [141] Mark A Staal. Stress, cognition, and human performance : A literature review and conceptual framework. 2004.
- [142] 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.
- [143] 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.
- [144] 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.
- [145] 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.
- [146] 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.

- [147] Christopher Torrence and Gilbert P Compo. A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological society*, 79(1) :61–78, 1998.
- [148] 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.
- [149] 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.
- [150] 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.
- [151] Frank Van Overwalle. A dissociation between social mentalizing and general reasoning. *Neuroimage*, 54(2) :1589–1599, 2011.
- [152] 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.
- [153] Jean-Philippe Vert, Koji Tsuda, and Bernhard Schölkopf. A primer on kernel methods. *Kernel methods in computational biology*, 47 :35–70, 2004.
- [154] Christopher D Wickens. The structure of attentional resources. *Attention and performance VIII*, 8 :239–257, 1980.
- [155] Christopher D Wickens. Processing resources and attention. *Multiple-task performance*, 1991 :3–34, 1991.
- [156] Christopher D Wickens. Attentional tunneling and task management. In *13th Int. Symp. Aviation Psychol (ISAP)*, 2005.
- [157] Christopher D Wickens. Multiple resources and mental workload. *Human factors*, 50(3) :449–455, 2008.
- [158] 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.
- [159] 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.
- [160] Kristie Young, Michael Regan, and M Hammer. Driver distraction : A review of the literature. *Distracted driving*, 2007 :379–405, 2007.
- [161] 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.
- [162] 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.