

HEC MONTRÉAL

**Améliorer l'expérience d'apprentissage grâce à une interface neuro-adaptative
soutenant l'apprenant dans la gestion de sa charge cognitive**

Par
Noémie Beauchemin

Pierre-Majorique Léger, Ph.D
HEC Montréal
Directeur de recherche

Patrick Charland, Ph.D
Université du Québec à Montréal
Co-directeur de recherche

Sciences de la gestion
(Spécialisation Expérience Utilisateur)

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc)*

Décembre 2023
© Noémie Beauchemin, 2023

CERTIFICAT D'APPROBATION ÉTHIQUE

La présente atteste que le projet de recherche décrit ci-dessous a fait l'objet d'une évaluation en matière d'éthique de la recherche avec des êtres humains et qu'il satisfait aux exigences de notre politique en cette matière.

Projet # : 2023-5071

Titre du projet de recherche : Interfaces neuro-adaptatives en fonction de la charge cognitive dans différents contextes

Chercheur principal :

Pierre-Majorique Léger,
Professeur titulaire, Technologies de l'information, HEC Montréal

Cochercheurs :

Sylvain Sénécal; Patrick Charland; Bella Tadson; Noémie Beauchemin; François Courtemanche; David Briegne; Amine Abdessamed; Salima Tazi; Alexander John Karran; Jared Boasen

Date d'approbation du projet : 13 juin 2022

Date d'entrée en vigueur du certificat : 13 juin 2022

Date d'échéance du certificat : 01 juin 2023



Maurice Lemelin
Président
CER de HEC Montréal

Signé le 2022-06-16 à 11:50

RENOUVELLEMENT DE L'APPROBATION ÉTHIQUE

La présente atteste que le projet de recherche décrit ci-dessous a fait l'objet d'une évaluation en matière d'éthique de la recherche avec des êtres humains et qu'il satisfait aux exigences de notre politique en cette matière.

Projet # : 2023-5071

Titre du projet de recherche : Interfaces neuro-adaptatives en fonction de la charge cognitive dans un contexte d'apprentissage en ligne et de magasinage en ligne.

Chercheur principal : Pierre-Majorique Léger, Professeur titulaire, Technologies de l'information, HEC Montréal

Cochercheurs :

Sylvain Sénécal; Patrick Charland; Bella Tadson; Noémie Beauchemin; François Courtemanche; David Briegne; Amine Abdessemed; Salima Tazi; Alexander John Karran; Jared Boasen

Date d'approbation du projet : 13 juin 2022

Date d'entrée en vigueur du certificat : 01 juin 2023

Date d'échéance du certificat : 01 juin 2024



Maurice Lemelin
Président
CER de HEC Montréal

Signé le 2023-06-01 à 16:12

ATTESTATION D'APPROBATION ÉTHIQUE COMPLÉTÉE

La présente atteste que le projet de recherche décrit ci-dessous a fait l'objet des approbations en matière d'éthique de la recherche avec des êtres humains nécessaires selon les exigences de HEC Montréal.

La période de validité du certificat d'approbation éthique émis pour ce projet est maintenant terminée. Si vous devez reprendre contact avec les participants ou reprendre une collecte de données pour ce projet, la certification éthique doit être réactivée préalablement. Vous devez alors prendre contact avec le secrétariat du CER de HEC Montréal.

Nom de l'étudiant(e) : Noémie Beauchemin

Titre du projet supervisé/mémoire/thèse : Améliorer l'expérience d'apprentissage grâce à une interface neuro-adaptative soutenant l'apprenant dans la gestion de sa charge cognitive

Titre du projet sur le certificat : Interfaces neuro-adaptatives en fonction de la charge cognitive dans un contexte d'apprentissage en ligne et de magasinage en ligne.

Projet # : 2023-5071

Chercheur principal / directeur de recherche : Pierre-Majorique Léger

Cochercheurs : Sylvain Sénécal; Patrick Charland; Bella Tadson; Noémie Beauchemin; François Courtemanche; David Briegne; Amine Abdessemed; Salima Tazi; Alexander John Karran; Jared Boasen

Date d'approbation initiale du projet : 13 juin 2022

Date de fermeture de l'approbation éthique pour l'étudiant(e) : 05 décembre 2023



Maurice Lemelin
Président
CER de HEC Montréal

Signé le 2023-12-05 à 15:11

Résumé

Le besoin de personnaliser et d'adapter les apprentissages en fonction de l'apprenant est étudié et démontré depuis plusieurs années. Cependant, malgré la panoplie d'outils technologiques d'apprentissages développés au fil des années, aucun d'entre eux ne s'adapte réellement en fonction de l'état cognitif de l'apprenant. Les interfaces cerveau-machine, également appelées *Brain-Computer Interfaces* (BCIs), sont des systèmes qui mesurent, traduisent et interprètent l'activité neurophysiologique d'un utilisateur afin de s'adapter, de fournir un retour sur l'état actuel de l'utilisateur, de prendre des décisions, ou de contrôler un système externe. Ce mémoire présente la création, à travers un processus itératif en *Design Science*, et la mise en œuvre en contexte authentique d'apprentissage d'un prototype d'interface neuro-adaptative passive à boucle fermée qui est susceptible d'aider à la gestion de la charge cognitive d'un apprenant. Nous cherchons à aider les apprenants à maintenir leur niveau de charge cognitive dans un seuil optimal afin d'améliorer potentiellement leurs apprentissages. L'objectif de cette recherche est de répondre aux questions suivantes : « *Est-ce que l'utilisation d'une interface neuro-adaptative, qui adapte la vitesse d'apprentissage d'une activité pédagogique basée sur la mémorisation, améliore-t-elle l'expérience d'apprentissage?* » et « *Dans quelle mesure la motivation est-elle une condition nécessaire à une adaptation efficace ?* ».

Une étude en laboratoire a été réalisée afin de tester le prototype auprès de 55 participants, séparés dans trois groupes différents : un groupe contrôle (version régulière de l'interface), un groupe adaptatif (version neuro-adaptative de l'interface), et un groupe adaptatif avec motivation (version neuro-adaptative de l'interface avec l'ajout d'un facteur motivationnel). Tout d'abord, les résultats de l'étude montrent que l'interface neuro-adaptative a permis d'adapter la vitesse de présentation des informations en fonction des niveaux de charge cognitive des apprenants de façon attendue et efficace. De plus, les résultats de l'étude montrent que la combinaison du BCI et du facteur motivationnel mène à davantage de gains d'apprentissage, signifiant une plus grande efficacité et efficience du processus d'apprentissage. Les résultats suggèrent également une optimisation de l'expérience d'apprentissage par des niveaux de plaisir et de curiosité plus élevés lors de

cette même combinaison. Cependant, l'aspect monotone de l'interface neuro-adaptative seule semble suggérer une perte d'intérêt et de motivation à travers la tâche, soulignant l'importance du rôle de la motivation pour une adaptation efficace. Les résultats de cette étude démontrent la faisabilité et le potentiel d'un tel système dans un contexte d'apprentissage. Les résultats soutiennent également la poursuite de la recherche et du développement de systèmes BCI dans des contextes d'apprentissage.

Mots-clés : Brain-Computer Interface (BCI), interface neuro-adaptative, Zone de Développement Proximal, charge cognitive, motivation, temps réel, vitesse d'apprentissage, EEG, expérimentation

Table des matières

Résumé.....	v
Table des matières.....	vii
Liste des figures et tableaux.....	xi
Liste des figures	xi
Liste des tableaux.....	xii
Remerciements.....	xiii
Avant-propos.....	xv
Introduction.....	17
Questions de recherche	26
Objectif et contexte de l'étude	27
Méthodologie de recension des écrits	28
Informations sur le premier article.....	30
Informations sur le deuxième article.....	34
Contributions et responsabilités personnelles	38
Chapitre 1 : Article 1 – Article présenté à la conférence NeuroIS 2023	41
1. Introduction.....	42
2. Background.....	43
2.1 Cognitive Load and Learning	43
2.2 Brain-Computer Interfaces.....	44
2.3 Speed of Stimulus Presentation in Learning	45
3. Objectives and Methodology	46
4. Design and Development	50
4.1 Interactive User Interface and Adaptation Logic	50

4.2	Next Steps: Artifact Evaluation & Experimental Study	51
	References.....	53
Chapitre 2 : Article 2 – Article en cours de soumission au journal <i>Frontiers in Human Neuroscience</i> – section <i>Brain-Computer Interfaces</i>		
		60
1.	Introduction.....	61
2.	Related Work	65
2.1	The Need for Individual Learning Paces Within the Zone of Proximal Development.....	65
2.2	Personalizing Computer-Based Learning Environments.....	66
2.3	Cognitive Load and Measurement Approaches	67
2.4	Brain-Computer Interfaces.....	69
2.5	Brain-Computer Interfaces in Educational Contexts	72
2.6	Hypotheses Development	73
3.	Materials and Methods.....	78
3.1	Participants.....	78
3.2	Experimental Design.....	78
3.3	Apparatus	87
3.4	Instruments.....	90
3.5	Procedure	94
4.	Data analysis	95
5.	Results.....	96
5.1	Descriptive Results of Adaptive Measures	96
5.2	Prior Levels of Interest and Knowledge on Constellations, and Self-Perceived Usability of the IUI	98
5.3	Learning gains.....	99
5.4	Self-Perceived Mental Workload.....	100
5.5	Self-Perceived Cognitive Absorption	100
5.6	Self-Perceived Satisfaction	101
6.	Discussion.....	103

6.1	Limitations and Future Work	105
7.	Conclusion	107
	References.....	110
Conclusion	129
	Rappel des questions de recherche	129
	Rappel de la méthodologie de design et de l'étude en laboratoire	129
	Principaux résultats.....	130
	Contributions de l'étude.....	131
	Contributions théoriques	131
	Contributions pratiques	134
	Limites et pistes de recherche futures	137
	Calibration et classification de la charge cognitive	137
	Artéfacts sur le signal EEG.....	138
	Enjeu associé à la tâche d'apprentissage	139
	Groupes expérimentaux	140
	Autres pistes de réflexion et de recherche futures	141
Le modèle du BCI.....		145
	Modèle Simulink (environnement g.HIsys).....	145
	Script Python.....	148
	Interface d'apprentissage en mémoire de constellations	149
Références.....		151
Annexes.....		157
	Annexe I – Questionnaire Qualtrics présenté aux participants lors de la collecte de données	157
	Annexe II – Suivi des rencontres et des décisions lors du processus itératif de développement du BCI	164

Annexe III – Modèle du BCI sur Simulink.....	174
Annexe IV – Code JSON.....	175

Liste des figures et tableaux

Afin d'assurer l'homogénéité à travers ce mémoire par articles et pour en faciliter la lecture, la numérotation des figures et tableaux a été modifiée.

Liste des figures

Figure 1 - Schéma simplifié de l'expérience d'apprentissage optimale (ZPD), tel qu'illustré par Vygotsky	19
Figure 2 - Schéma simplifié de la gestion de la charge cognitive, tel que postulé par la Théorie de la Charge Cognitive (TCC).....	22
Figure 3 - Design of the Interactive User Interface (IUI) following the Design Objective 1 (DO1) and 2 (DO2).....	49
Figure 4 - Real-time Architecture for Cognitive State Estimation (RACE), block process diagram of the BCI system, moving from User to the IUI	51
Figure 5 - Phase 1 : Calibration Task.....	80
Figure 6 - Example of a constellation from the learning experiment, presented on the interface.....	82
Figure 7 - Adaptive rules of the BCI system	85
Figure 8 - Adaptivity of each block for each group	87
Figure 9 - BCI system operation.....	89
Figure 10 - Electrode positioning of the EEG cap	90
Figure 11 - Learning gains throughout the experiment for each group	99
Figure 12 - Modèle simplifié du BCI.....	145
Figure 13 - Croquis général du modèle BCI dans Simulink	146
Figure 14 - Script Python	148
Figure 15 - Extrait de la vue en temps réel du script Python.....	148
Figure 16 - Schéma de l'interface d'apprentissage	149
Figure 17 - Aperçu visuel de l'interface d'apprentissage en mémoire de constellations.	150

Liste des tableaux

Tableau 1 - Tableau des contributions et responsabilités personnelles	38
Tableau 2 - Questionnaires used in the study, with Cronbach's alpha measure for multiple-item questionnaires.....	91
Tableau 3 – Descriptive analysis of adaptive measures for both adaptive groups across block 2 and 3.....	97
Tableau 4 - Descriptive statistics and between-subjects analyses of the measures for an optimal learning environment.....	102

Remerciements

La réalisation de ce mémoire représente une expérience exigeante, nécessitant beaucoup de résilience et de motivation, mais profondément gratifiante et enrichissante. Celle-ci est synonyme de travail acharné, persévérance et dévouement, marquée par d'innombrables heures de recherche méticuleuse. Ce projet de recherche a été un périple marqué par une panoplie de défis et d'obstacles qui ont mis mes capacités émotionnelles et intellectuelles à l'épreuve, notamment dans l'affrontement des incertitudes inhérentes à la recherche scientifique. Malgré tout, ce projet m'a permis de repousser mes limites et n'a fait que solidifier mon amour pour la recherche. Je suis extrêmement reconnaissante de tout le support et de l'aide que j'ai pu recevoir tout au long de la réalisation de ce projet, sans quoi rien n'aurait été rendu possible.

D'abord et avant tout, je souhaite exprimer ma sincère reconnaissance à mes directeurs, Pierre-Majorique Léger et Patrick Charland, pour vos idées inestimables, vos conseils précieux, votre engagement et votre soutien tout au long de la réalisation du projet. Votre mentorat, votre conviction face à l'importance de ce projet, et votre encouragement envers la curiosité intellectuelle ont non seulement joué un rôle essentiel dans la rigueur et la profondeur de ce travail, mais aussi dans mon évolution académique et personnelle. Vous m'avez offert une opportunité incroyable de réaliser mon projet dans un environnement hautement stimulant et motivant. J'ai eu une chance immense de vous avoir eu en tant que directeurs de recherche. Merci aussi à Sylvain Sénécal, pour ton implication, ton support et tes commentaires, qui ont été extrêmement précieux lors de la réalisation de ce projet.

De plus, j'aimerais remercier François Courtemanche, qui a joué le rôle de mentor dans la conception de l'artéfact. Ton implication et ton soutien ont été des éléments cruciaux à l'accomplissement et à la réussite de ce projet. Lors des moments plus difficiles, ton aide et tes blagues ont su me motiver et me remonter le moral.

Je tiens à remercier Alexander John Karran et Jared Boasen, pour votre implication lors de la recherche théorique, pour votre soutien lors de la conception de l'artéfact, et pour vos

conseils judicieux lors de l'écriture des articles scientifiques. Votre expérience et vos connaissances ont été importantes lors de la réalisation de ce projet. Vous m'avez incité à me dépasser en repoussant mes limites.

J'aimerais remercier l'équipe des opérations du laboratoire ainsi que les nombreux assistants de recherche. Vous avez grandement facilité le bon déroulement de l'étude. Je remercie également l'équipe de développement du laboratoire pour votre support lors du développement de l'interface neuro-adaptative.

Un merci très important revient à Bella Tadson, une collègue de programme qui est devenue une amie. Merci infiniment pour ta camaraderie, pour ton soutien, et pour le partage de cette expérience. Ta motivation et tes encouragements ont été une source importante d'inspiration pour ce projet. Tu as rendu mon cheminement académique et la réalisation de ce projet beaucoup plus agréable.

Je tiens à remercier ma famille, notamment ma mère Annie, mon père Pascal et ma sœur Audrey, ainsi que mon copain Nicolas, pour votre soutien indéfectible et pour vos encouragements tout au long de mon parcours. Je suis consciente qu'il ne devait pas toujours être facile de m'écouter parler des hauts et des bas de mon projet. Votre écoute et votre croyance envers mes capacités ont représenté une incroyable source de support.

Ce mémoire est dédié à la mémoire de mon grand-père, mon papi Denis, dont l'influence et les encouragements ont été des lumières qui m'ont guidée tout au long de la réalisation de ce projet. Sa propre quête de connaissances et son parcours universitaire, marqués par l'accomplissement d'une maîtrise en génie au Massachusetts Institute of Technology (MIT) à Boston en l'espace d'un an seulement, témoignent de sa persévérance et de sa curiosité intellectuelle. Ses nombreuses réalisations m'ont motivée et inspirée lors des moments plus difficiles. Malgré son départ plus tôt cette année, je suis profondément reconnaissante des leçons de curiosité, de résilience et de dévouement qu'il m'a partagé et qui ont non-seulement façonné mon parcours académique, mais également la personne que je suis devenue.

Avant-propos

Ce mémoire en expérience utilisateur est rédigé sous la forme de deux articles, avec approbation obtenue par la direction administrative du programme de Maitrise ès Science en Gestion. Avec consentement des coauteurs, les deux articles ont été ajoutés au mémoire.

Le premier article présente la méthodologie du développement du prototype d'interface neuro-adaptative, dans le cadre d'une publication en Design Science. Celui-ci a été présenté à la retraite scientifique NeuroIS, à Vienne en Autriche, du 30 mai au 1^{er} juin. Il s'agit d'une conférence académique annuelle encadrée par plusieurs chercheurs scientifiques de renommée se spécialisant dans différentes disciplines, qui soutient la recherche et le développement de Neuro Information Systems (NeuroIS) et qui permet aux étudiants universitaires et aux professionnels de recherche de présenter leurs travaux. Grâce aux commentaires reçus par les chercheurs scientifiques, cette expérience a apporté une haute valeur scientifique à l'article et au travail accompli. Une introduction est tout d'abord présentée, suivie d'une courte revue de la littérature sur la charge cognitive dans les apprentissages, sur le rythme d'apprentissage et sur les interfaces neuro-adaptatives. Les objectifs de design et la méthodologie employée sont ensuite présentés et motivés. Puis, le processus itératif de design et de développement de l'interface sont expliqués. L'article se termine par une courte conclusion et présentation des prochaines étapes du projet, soit de tester l'artéfact en laboratoire auprès de participants.

Le deuxième article suit la structure classique d'un article de revue scientifique. L'article est en cours de soumission au journal *Frontiers in Human Neuroscience*, dans la section *Brain-Computer Interfaces*. L'article débute par une introduction, suivie d'une revue de la littérature à propos de la charge cognitive en contexte d'apprentissage, des interfaces neuro-adaptatives de façon générale et des interfaces neuro-adaptatives en contexte d'apprentissage. Les objectifs, questions de recherche et hypothèses sont ensuite décrites et motivées. Puis, la méthodologie et le matériel employés lors de l'expérience sont décrits en détails. Les méthodes d'analyse des données sont expliquées. Les résultats de l'étude sont présentés, menant vers une discussion appuyée sur la littérature actuelle.

Finalement, l'article clôt sur une conclusion et une présentation des limites et futures pistes de recherche.

Le projet a obtenu l'approbation du comité d'éthique d'HEC Montréal en juin 2022, sous le numéro de projet 2023-5071.

Introduction

La recherche des meilleures expériences d'apprentissage représente un objectif important dans le monde de l'éducation en constante évolution. Dans les dernières années, il a été possible de constater un énorme gain d'intérêt envers les technologies éducatives et leur efficacité dans les apprentissages à tous les niveaux (Haleem et al., 2022). Celles-ci ont pour but premier de rendre les apprentissages plus intéressants, dynamiques et efficaces (Gerjets & Hesse, 2004). Les technologies éducatives comprennent notamment les cours en ligne, les applications mobiles éducatives, les jeux éducatifs, les outils de collaboration en ligne, et l'intelligence artificielle et réalité virtuelle. Un récent rapport de Research and Markets estime que le marché actuel des technologies éducatives représente 340 milliards de dollars (USD), et que celui-ci pourrait atteindre 605 milliards de dollars (USD) d'ici 2027 (Markets, 2023).

Parmi ces technologies éducatives, l'on retrouve l'Apprentissage Assisté par Ordinateur (AAO). Cette approche éducative prône l'utilisation de logiciels informatiques pour fournir du matériel pédagogique, assister les apprenants, et améliorer le processus d'apprentissage (Grizioti & Kynigos, 2020). L'AAO a pour avantage d'offrir des opportunités d'apprentissage qui sont davantage flexibles et personnalisées à chaque étudiant (Grizioti & Kynigos, 2020; Van der Kleij et al., 2015). Il est possible de constater une utilisation grandissante de l'AAO en complément à l'enseignement en classe traditionnel ou comme expérience d'apprentissage à part entière (Grizioti & Kynigos, 2020).

L'AAO n'est pas toujours synonyme d'expérience d'apprentissage de qualité. L'utilisation en complément ou à part entière de l'AAO peut rendre difficile l'évaluation des besoins et capacités d'un apprenant par un enseignant étant donné la distance imposée entre chaque partie (Tekin et al., 2015). Par exemple, l'on peut penser aux Massive Online Open Courses (MOOCs), qui offrent la possibilité de suivre un cours à n'importe quelle heure de la journée et à partir de n'importe où dans le monde. Les MOOCs offrent une plus grande flexibilité aux étudiants et permettent à un grand nombre d'apprenants de s'inscrire,

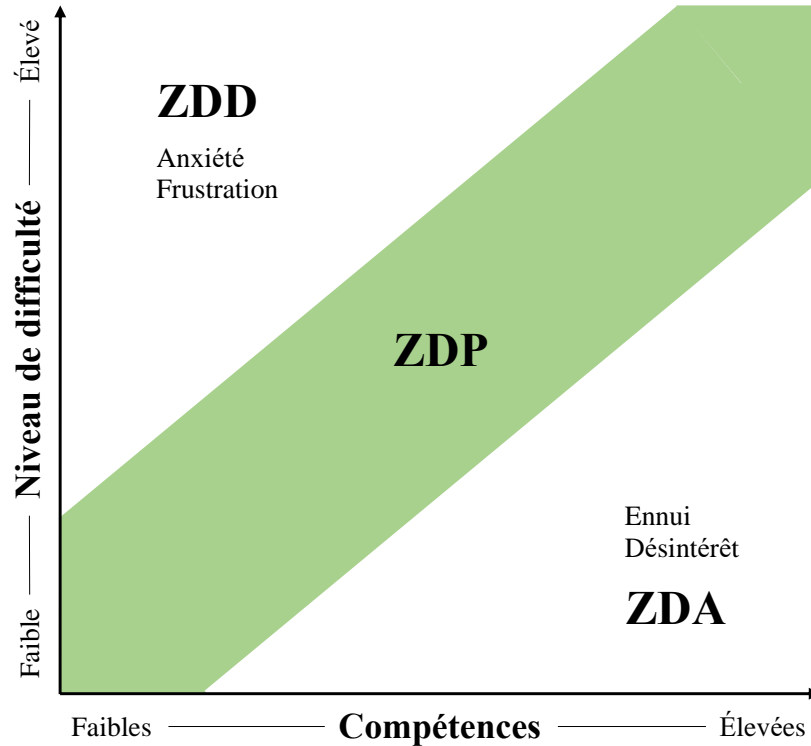
comparativement à une salle de classe traditionnelle. Grâce à tous ses avantages, un récent rapport de EdSurge a démontré une hausse fulgurante du nombre d'inscrits à un MOOC, passant d'environ 300 000 en 2011 à plus de 220 millions en 2021 (Shah, 2021). Cependant, en raison du grand nombre d'inscrits, ces cours en ligne ont été conçus sans trop considérer les différences, les besoins et les capacités individuelles des apprenants, ce qui influence de façon négative l'expérience d'apprentissage chez de nombreux apprenants (Tekin et al., 2015; Wang & Lehman, 2021).

Le manque de considération individuelle dans le développement de plateformes d'AAO souligne l'importance d'une approche éducative davantage personnalisée et adaptée à chaque apprenant (Kalyuga, 2007; Kalyuga & Tzu-Chien, 2015). Au fur et à mesure que de nouvelles plateformes d'AAO voient le jour, il devient évident qu'un modèle unique d'apprentissage, c'est-à-dire une approche « *one-size-fits-all* », ne permet pas d'optimiser l'expérience d'apprentissage des apprenants.

Ces limitations sont en lien avec le concept de la Zone de Développement Proximal (ZDP), concept important dans le monde de la psychologie de l'éducation (Vygotsky & Cole, 1978). Les principes de la ZDP permettent de répondre aux limites des AAO en offrant un cadre pour l'apprentissage personnalisé et la conception d'un enseignement individualisé (Chaiklin, 2003; Tetzlaff et al., 2021). Il s'agit d'un concept proposé par le psychologue Lev Vygotsky (Vygotsky & Cole, 1978). Selon lui, il est impératif de considérer que dans un groupe, chaque apprenant se trouve potentiellement à un stade différent de sa capacité à apprendre.

La ZDP correspond à l'espace d'apprentissage optimal, représenté par le niveau de difficulté des tâches, qu'un apprenant peut accomplir avec un accompagnement adéquat. En d'autres termes, il s'agit de l'écart entre ce qu'un apprenant peut accomplir complètement seul et ce qu'il ne peut réaliser, même avec un accompagnement adéquat (Allal & Ducrey, 2000). Pour des fins illustratives, la ZDP est représentée par la zone verte (ombragée) dans la Figure 1.

Figure 1 - Schéma simplifié de l'expérience d'apprentissage optimale (ZPD), tel qu'illustré par Vygotsky



Note. Image traduite et inspirée de Endler, Rey, et Butz (2012)

Un apprenant est en mesure de compléter une tâche par lui-même lorsqu'il se situe dans sa Zone de Développement Actuel (ZDA), c'est-à-dire lorsqu'il a un bon niveau de compétences et fait face à une tâche simple. Cette zone peut mener à un état d'ennui et de désintérêt, ce qui n'encourage pas l'apprentissage (Vygotsky & Cole, 1978). Au contraire, même avec un soutien adéquat, un apprenant qui se situe dans sa Zone de Développement Distal (ZDD) n'est généralement pas capable de compléter une tâche en raison d'un niveau de difficulté trop élevé et des compétences peu développées. Tout comme dans la ZDA, aucun apprentissage n'est encouragé dans cette zone, ce qui peut mener à des niveaux de frustration et d'anxiété plus élevés (Vygotsky & Cole, 1978).

Prenons l'exemple d'un apprenant qui assiste à un cours de mathématiques. Si le cours couvre un grand nombre de nouvelles matières et théories complexes en peu de temps, l'apprenant pourrait se sentir dépassé, anxieux, frustré et mentalement surchargé, ce qui influence de façon négative l'expérience d'apprentissage en limitant, voir bloquant, les apprentissages. D'un autre côté, si la matière est enseignée lentement, qu'elle est simple et qu'elle a été apprise dans le passé, l'étudiant pourrait s'ennuyer, perdre tout intérêt, et ultimement abandonner le cours. La ZDP démontre donc l'importance d'adapter les tâches d'apprentissage, les stratégies d'enseignement et le contenu pédagogique à la ZDP de chaque apprenant de façon dynamique afin de promouvoir une expérience d'apprentissage optimale.

Tout apprentissage réalisé dans la ZDP nécessite un effort mental et une mobilisation active des ressources cognitives de l'apprenant. La capacité à conserver un niveau de charge cognitive adéquat lors de longues tâches d'apprentissage est définitive dans l'obtention d'une bonne expérience d'apprentissage. Il est donc important que la gestion de la charge cognitive de l'apprenant soit efficace étant donné qu'elle joue un rôle sur la façon dont celui-ci s'engage dans ses activités d'apprentissages (Kirschner et al., 2011).

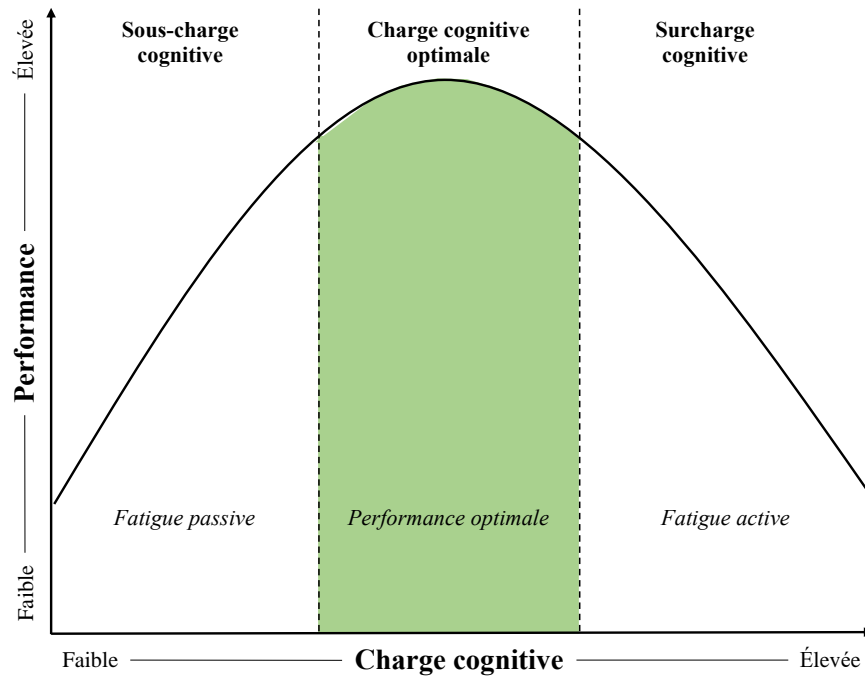
Ainsi, en s'alignant sur la ZDP, la compréhension et la gestion de la charge cognitive deviennent des aspects fondamentaux dans l'optimisation de l'expérience d'apprentissage.

Afin de bien comprendre le concept de charge cognitive, il est nécessaire de se tourner vers la Théorie de la Charge Cognitive (TCC) (Sweller, 1988). La TCC se base sur l'architecture de la cognition humaine afin de comprendre comment les individus traitent et organisent l'information lors de tâches d'apprentissages (Sweller, 2011). Plus particulièrement, cette théorie décrit la relation entre la mémoire à long-terme et la mémoire de travail, ayant une capacité limitée (Mutlu-Bayraktar et al., 2019). En d'autres termes, la TCC réfère à la quantité d'effort mental déployée lors du traitement et de la manipulation d'information, et postule qu'il existe une limite dans la quantité d'information qu'un individu peut traiter de façon simultanée (Sweller, 2011; Sweller & Chandler, 1994).

La gestion des ressources cognitives se réalise de façon dynamique par le biais de trois types de charge cognitive : la charge cognitive extrinsèque (qui représente la charge imposée par la façon dont le matériel à apprendre est présenté), la charge cognitive intrinsèque (qui réfère au niveau de difficulté du matériel enseigné et qui est influencée par le niveau de connaissances préalables de l'apprenant et la complexité du sujet), et la charge cognitive essentielle (qui représente l'effort investi lors du traitement et de l'intégration de l'information pour une bonne compréhension et rétention d'information, menant généralement à des apprentissages significatifs) (Sweller, 2010).

La TCC postule donc l'importance de bien balancer les types de charges cognitives lors du processus d'apprentissage, c'est-à-dire de réduire le niveau de charge cognitive extrinsèque et de bien gérer le niveau de charge cognitive intrinsèque dans le but de maximiser le niveau de charge cognitive essentielle de l'apprenant, afin de mener à une expérience d'apprentissage optimale (Anmarkrud et al., 2019; Sweller, 2020). En d'autres termes, les concepteurs et développeurs doivent tenir compte de la limite de charge cognitive de l'apprenant dans le développement des plateformes d'AAO. La Figure 2 permet de mieux visualiser la gestion de la charge cognitive. Si le contenu pédagogique dépasse cette limite, les apprenants risquent d'être submergés et d'être dans un état de surcharge cognitive. Au contraire, si le contenu pédagogique se trouve largement sous cette limite, les apprenants risquent de se sentir trop peu stimulés et de se retrouver dans un état de sous-charge cognitive. Ces deux situations se traduisent par une compréhension et une rétention de l'information réduite. Cependant, lorsque le matériel pédagogique est conçu en fonction de la capacité de charge cognitive de l'apprenant, l'efficacité et l'efficacé du processus d'apprentissage s'en trouvent renforcées.

Figure 2 - Schéma simplifié de la gestion de la charge cognitive, tel que postulé par la Théorie de la Charge Cognitive (TCC)



Note. Image traduite et inspirée de Abbas, Seo et Kim (2020)

Alors que la ZDP s'intéresse à l'adaptation des apprentissages de façon plus générale, la TCC se penche plutôt sur les subtilités du traitement cognitif lors des apprentissages. Ainsi, l'intégration de la ZDP et de la TCC dans le processus d'apprentissage revient à adapter les apprentissages de l'apprenant dans sa ZDP tout en l'aidant à gérer les exigences cognitives qui lui sont imposées. Cependant, l'individualité de chaque apprenant impose une difficulté supplémentaire lors de la création de plateformes d'AAO. Chaque apprenant a sa ZDP et sa propre limite de charge cognitive. Par exemple, certains apprenants peuvent voir leur charge cognitive diminuer après un certain temps, et d'autres peuvent être capables de maintenir leurs ressources cognitives pendant de plus longues périodes. Il devient donc difficile d'adapter les apprentissages de chaque apprenant en ne créant qu'une seule plateforme d'AAO. Par le fait même, les plateformes d'AAO actuelles ne s'adaptent pas à la charge cognitive des apprenants, mais sont plutôt conçues en considérant la TCC

de façon globale, menant à des expériences d'apprentissages peu optimisées (Gerjets et al., 2014; Sweller, 2020).

Une solution possible à ce problème est l'adaptation des apprentissages par la mesure en temps réel de la charge cognitive de l'apprenant. Comme le démontre la littérature, le domaine des sciences cognitives a connu un essor de la recherche axée sur la mesure et la compréhension de la charge cognitive. Plus précisément, les domaines de la neuropsychologie et de la psychophysologie se sont penchés sur plusieurs techniques et outils différents dans le but de mesurer et d'interpréter la charge cognitive en temps réel et de façon objective (Paas et al., 2003; Sweller et al., 2011). Par exemple, l'analyse de la littérature scientifique nous permet de répertorier les méthodes suivantes : l'oculométrie (dilatation de la pupille, durée du regard, fixations), les techniques de neuroimagerie (Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle, spectroscopie proche infrarouge), la mesure du niveau de cortisol (sanguin, salivaire), les mesures de performances à une tâche (précision, rapidité d'exécution), ainsi que la variabilité du rythme cardiaque et l'activité électrique du cerveau) (Riedl & Léger, 2016).

L'une des méthodes qui retient le plus l'attention des chercheurs est l'interprétation de la charge cognitive par la mesure en temps réel de l'activité électrique du cerveau grâce à l'électroencéphalogramme (EEG). L'EEG apparaît comme un outil prometteur pour une mesure non-invasive, c'est-à-dire qui permet de mesurer les signaux cérébraux de manière externe (sans intrusion dans le corps de l'individu) avec précision et de façon sécuritaire, qui est plus confortable et qui présente moins de risques pour l'individu (Riedl & Léger, 2016). Il s'agit d'un outil de mesure assez peu coûteux à utiliser et qui offre une résolution temporelle élevée et précise (Abiri et al., 2019; Antonenko et al., 2010).

Comme mis en évidence par certains auteurs (Berka et al., 2007; Cohen, 2017; Sauseng & Klimesch, 2008), l'EEG permet de capturer la complexité de l'activité neuronale en temps réel lors de différents processus cognitifs et états mentaux, ce qui permet son intégration dans des interfaces cerveau-ordinateur (*Brain-Computer Interfaces*, BCI) (Gu et al., 2021; Wang et al., 2019). Cette intégration représente un passage de la simple mesure de la charge

cognitive à son exploitation pour interagir directement avec des dispositifs externes. Les BCI ouvrent de nouvelles frontières dans l'interaction homme-machine en utilisant le signal physiologique de l'être humain comme intrant, permettant aux individus de traduire directement leurs états cognitifs en commandes exploitables (Tan & Nijholt, 2010; Wolpaw et al., 2002). Cette interaction améliore notre compréhension des processus cognitifs et promet des interfaces personnalisées, s'adaptant en temps réel à l'état cognitif de l'utilisateur. Bien que les systèmes BCI aient été initialement développés pour des applications médicales, telles que la rééducation motrice à la suite d'un accident vasculaire cérébral, leur utilisation s'est étendue à d'autres domaines tels que le marketing et les affaires, le divertissement, la neuroergonomie, la sécurité, et l'expérience utilisateur (Van Erp et al., 2012). Ainsi, les interfaces neuro-adaptatives peuvent répondre au besoin de différenciation pédagogique en adaptant l'interface d'apprentissage de façon dynamique sur la base d'indices de charge cognitive obtenus en temps réel.

Enfin, bien que la motivation joue un rôle sur la détermination de l'effort cognitif déployé lors d'une tâche d'apprentissage (Paas et al., 2005), le rôle de la motivation sur l'expérience d'AAO demeure peu investigué (Ayres & Paas, 2012), tout comme dans un contexte d'utilisation d'un BCI. De nombreuses théories ont vu le jour afin d'expliquer les impacts des différents types de motivation sur les processus d'apprentissage (Gopalan et al., 2017). L'une des plus populaires et les plus utilisées à travers la littérature est la théorie de l'auto-détermination (Ryan & Deci, 2000). Celle-ci définit deux types de motivation : la motivation intrinsèque et la motivation extrinsèque. La motivation intrinsèque représente la motivation générée par les désirs internes de l'individu à compléter une tâche d'apprentissage par satisfaction, plaisir personnel, ou intérêt envers la tâche. Au contraire, la motivation extrinsèque représente la motivation générée par les facteurs externes qui poussent l'individu à compléter une tâche d'apprentissage et non par la tâche en soi, comme des récompenses, l'évitement de conséquences, des encouragements, etc. De son côté, la théorie de l'intensité de la motivation permet de comprendre la mobilisation de l'effort dans l'atteinte d'un objectif (Brehm & Self, 1989). Elle décrit comment la motivation soutient l'activité nécessaire afin d'atteindre un objectif, c'est-à-dire le niveau réel d'effort appliqué à chaque instant de la réalisation d'une tâche d'apprentissage (Earle et al., 2015).

Ainsi, un apprenant est plus susceptible de dépenser de l'effort cognitif lorsqu'il est motivé, c'est-à-dire lorsqu'il se trouve dans sa ZDP. Au contraire, lorsqu'il se situe dans sa ZDD ou dans sa ZDA, c'est-à-dire lorsqu'il est plus propice à vivre de la sous-charge ou surcharge cognitive, la motivation aura beaucoup moins d'impact sur l'expérience d'apprentissage. En d'autres termes, les apprenants risquent de ne pas être motivés à investir des efforts cognitifs dans leur expérience d'apprentissage lorsqu'ils perçoivent une tâche d'apprentissage comme beaucoup trop facile (ZDA) ou comme beaucoup trop difficile (ZDD) (Kuldass et al., 2014). Bref, même s'il a été prouvé que la motivation joue un rôle sur les apprentissages, il existe un manque de connaissances à ce sujet dans les AAO et dans les apprentissages réalisés avec un BCI. Sur la base de la littérature actuelle, nous postulons que la motivation conserve son rôle important sur l'expérience d'apprentissage lors d'apprentissages réalisés à l'aide d'un BCI.

À la lumière de nos recherches face à la problématique, nous nous penchons sur la création d'une interface neuro-adaptative qui adapte la vitesse de présentation du matériel d'apprentissage en fonction de la charge cognitive en temps réel de l'utilisateur, mesurée avec un EEG. L'objectif de l'interface est de soutenir l'apprenant dans la gestion de sa charge cognitive lors d'une tâche d'apprentissage en mémoire dans le but d'améliorer son expérience d'apprentissage. À notre connaissance, il n'existe aucune solution à ce jour permettant de combattre des situations de surcharge et de sous-charge cognitive en temps réel lors d'apprentissage en mémoire. De plus, nos recherches sur la motivation nous poussent à étudier le rôle de la motivation sur l'expérience d'apprentissages des apprenants utilisant le BCI.

Questions de recherche

Ce mémoire par articles se concentre sur la conception et la démonstration du prototype d'une interface neuro-adaptative visant à optimiser le niveau de charge cognitive d'un apprenant dans le but d'améliorer son expérience d'apprentissage. Celui-ci permet l'intégration de différents concepts théoriques et pratiques tirés de divers domaines dans la version finale de l'interface neuro-adaptative. À la suite de l'analyse de la littérature scientifique, la mesure physiologique de charge cognitive qui nous semble la plus adaptée est le signal électroencéphalographique, c'est-à-dire la mesure de l'activité électrique du cerveau. Le manque de personnalisation et d'adaptation des AAO, ainsi que le manque de recherches sur l'utilisation d'interfaces neuro-adaptatives en contexte d'apprentissage, motive l'élaboration d'une solution technique.

Ainsi, en nous basant sur la littérature actuelle, nous tenterons de répondre aux questions de recherche suivantes :

Question de recherche 1 : Est-ce que l'utilisation d'une interface neuro-adaptative passive, qui adapte la vitesse d'apprentissage d'une activité pédagogique basée sur la mémorisation en fonction de la charge cognitive de l'apprenant, permet d'améliorer l'expérience d'apprentissage?

Question de recherche 2 : Dans quelle mesure la motivation est-elle une condition nécessaire à une adaptation efficace du système?

Objectif et contexte de l'étude

Ce mémoire présente le prototype d'une interface neuro-adaptative d'apprentissage, qui adapte la vitesse de présentation de l'information en fonction de la charge cognitive de l'apprenant, mesurée en temps réel. Plus précisément, ce mémoire présente le premier prototype du développement du système suivant la méthodologie de Design Science de Peffers et al. (2007), ainsi que sa démonstration dans le cadre d'une étude menée en laboratoire. Comme il s'agit d'une première étape dans le développement d'une solution complète et que l'on retrouve peu d'études sur le développement d'interfaces neuro-adaptatives en contexte d'apprentissage, l'objectif principal de ce mémoire est de présenter la faisabilité et le potentiel d'un tel système en décrivant la méthodologie employée ainsi qu'en présentant les résultats de l'étude menée auprès des participants. Le but n'est donc pas de guider le développement de futures solutions à l'aide de critères généraux, mais plutôt de présenter les objectifs de design spécifiques à notre étude et de fournir des pistes d'améliorations possibles en fonction des résultats.

Au sein du Tech3Lab, cette étude représente la première étape d'un projet de recherche ambitieux portant sur les interfaces neuro-adaptatives. Le but principal de ce grand projet de recherche est de créer un modèle de BCI « universel », c'est-à-dire un système de communication efficace entre l'utilisateur et l'ordinateur dans le but d'adapter une interface, et ce, dans différents contextes d'utilisation et en fonction de différents états mentaux. Par exemple, le modèle pourrait adapter le niveau de difficulté d'un jeu vidéo en fonction du niveau de frustration de l'utilisateur dans le but de créer une expérience de jeu plus agréable, la musique de l'utilisateur en fonction de ses émotions dans le but de créer une liste de lecture convenant à son état mental, ou même le tableau de bord d'une voiture de police en fonction du niveau d'engagement du policier dans le but de ne pas perdre son attention lors de moments plus calmes ou pendant un quart de travail de nuit. Bref, cette étude représente donc la première étape d'un processus itératif de design vers une solution finale, et sert à établir des bases solides dans le but de guider les futures itérations.

Méthodologie de recension des écrits

Comme décrit par Peffers et al. (Peffers et al., 2007), l'étape de recension des écrits représente une étape primordiale dans l'identification et la compréhension du problème de recherche, ainsi que dans la justification de l'utilité de la solution dans son contexte. Étant donné que ce modèle ne fournit aucune technique précise de recension des écrits, nous avons plutôt suivi la méthodologie en trois étapes, proposée par Hevner et al. (2004). Cette méthodologie de recension des écrits nous fournit des lignes directrices afin de s'assurer d'une recension complète et de qualité.

Tout d'abord, nous avons procédé à une première recherche et sélection d'articles sur des moteurs de recherches d'articles et banques de données tels que Google Scholar, IEEE Xplore, JSTOR, APA PsychNet, ScienceDirect et SpringerLink. Nous avons commencé par une lecture des articles les plus influents selon leur contexte, et avons ensuite trouvé d'autres articles par effet « boule de neige », c'est-à-dire en allant explorer les articles qui ont cité les articles phares trouvés. Nous avons également effectué des requêtes avec des combinaisons de mots-clés afin d'arriver à une première sélection d'articles. Afin de ne pas répéter nos recherches et de trouver des articles correspondant le mieux à nos sujets de recherche, nous avons conservé une trace des combinaisons de mots-clés dans un document Excel, qui indique le moteur de recherche d'articles ou la banque de donnée utilisée, la date de la recherche effectuée, les combinaisons de mots-clés d'intérêt, le filtre de dates employé (s'il y a lieu), le nombre de résultats et, au besoin, une note afin de se souvenir de la pertinence de la recherche effectuée. Parmi tous les mots-clés utilisés lors de la recherche, les mots-clés les plus utilisés ont été les suivants : *BCI* (ou *Brain-Computer Interface*), *Passive*, *Cognitive Load* (et *Cognitive Load Theory*, ou *CLT*), *Cognitive Workload*, *Learning*, *Adaptive*, *Computer-Based Learning*, *Interface*, *ZPD* (ou *Zone of Proximal Development*), *Motivation*, *Extrinsic*, *EEG*, *Pacing*, *Learning Speed*, *Biocybernetic Loop* et *NeuroIS* (ou *Neuro-Information Systems*). Comme il existe très peu de BCI dans des contextes d'apprentissage, nous avons dû mener des recherches à l'intersection de la psychologie de l'éducation, la neuroscience et la psychophysologie, les technologies de l'information et la conception de systèmes à travers le Design Science. Les

articles sélectionnés ont été téléchargés sur EndNote, un outil de citations et de gestion des références. Des résumés, des notes et des mots-clés ont été ajoutés à la fiche descriptive de chaque article sur EndNote en guise d'aide-mémoire. Les articles ont ensuite été classés dans différentes filières en fonction de leur sujet.

Par la suite, nous avons trié les articles sélectionnés par pertinence, importance, redondance et qualité. Cette étape nous a été utile afin de sélectionner les articles les plus pertinents pour mieux comprendre le contexte du problème de recherche, le fonctionnement du cerveau et des outils de mesures de l'activité neurophysiologique, et des BCI. De cette façon, nous avons pu sélectionner la méthodologie en Design Science que nous allions employer dans le développement du système.

Finalement, nous avons procédé à une seconde sélection d'articles qui venaient compléter la première sélection et raffiner nos connaissances sur certains concepts. Nous avons poursuivi nos recherches jusqu'à ce que nous eussions atteint une certaine saturation théorique. Malgré la sélection préalable de la méthodologie en Design Science, nous avons poursuivi nos recherches de manière itérative lors du développement de l'artéfact afin de soutenir nos décisions de design.

Informations sur le premier article

Le premier article présenté dans ce mémoire a été soumis et accepté à la retraite NeuroIS, à Vienne en Autriche, du 30 mai au 1^{er} juin 2023. La version présentée dans ce mémoire est la version soumise avant la publication officielle des actes de la conférence par SpringerLink, qui sera disponible en début 2024. La version publiée est disponible pour l'instant sous la forme d'un « pre-print »¹. J'ai eu l'immense privilège d'aller présenter l'article à la conférence. L'article de conférence décrit brièvement la problématique de recherche et introduit le contexte par le biais d'une courte revue de la littérature sur la charge cognitive dans les apprentissages, les BCI et sur l'adaptation individuelle du rythme d'apprentissage. L'article présente également les objectifs du système et la méthodologie en Design Science employée dans le développement de l'interface, puis présente le fonctionnement de l'interface et la logique d'adaptation. L'article se termine par une introduction de l'étude en cours menée en laboratoire, et présente les prochaines étapes à venir.

Cet article se concentre majoritairement sur le développement de l'artéfact BCI en suivant la méthodologie de Design Science de Peffers et al. (2007). Nous avons choisi cette méthodologie étant donné qu'elle encadre et soutient le développement itératif d'un nouveau système et qu'elle a été utilisée et validée par de nombreuses études (Brocke et al., 2020). L'article décrit les principaux objectifs de design et la façon dont nous avons réussi à répondre à ces objectifs dans la création du système, en s'appuyant sur le modèle méthodologique sélectionné. Lorsque cet article a été rédigé, nous avons terminé la phase de pré-tests et avons entamé la collecte de données en laboratoire, qui est présentée dans le second article. Ainsi, aucun résultat de collecte de données n'a été présenté dans cet article. À cette conférence, il nous a été possible d'obtenir des commentaires extrêmement pertinents, que nous avons intégrés dans la rédaction du second article et que nous avons notés pour les futures instanciations de l'artéfact. Nous avons également obtenu de riches idées pour de futures collectes de données. Les retours sur la présentation ont tous été très positifs.

¹ Disponible à l'adresse suivante : neurois.org/proceedings-of-the-neurois-retreat-2023/

Les 6 activités itératives de développement (Peffer et al., 2007) ont été présentées dans l'article. Tout d'abord, nous avons mené une revue de la littérature afin de bien cerner le problème de recherche et de motiver l'importance de la solution (Activité 1). Nous avons ensuite exploré l'état de solutions existantes et potentielles au problème de recherche, dans le but de créer des objectifs de design répondant le mieux au problème (Activité 2). Nous avons procédé au développement du système de façon itérative sur une période de 8 mois, à travers plusieurs pré-tests et décisions de design (Activité 3). L'artéfact a ensuite été testé sur un petit groupe de participants pour démontrer son fonctionnement (Activité 4), puis des simulations et évaluations ont été conduites afin de s'assurer que tous les objectifs de design ont été respectés (Activité 5). Finalement, l'article décrit qu'une étude en laboratoire est présentement en cours, et que nous comptons présenter les résultats de notre étude à la communauté scientifique (Activité 6).

L'interface neuro-adaptative a été conçue à partir de 4 grands objectifs de design, basés sur la connaissance scientifique actuelle :

1. L'interface utilisateur interactive (IUI) doit prendre en charge une tâche d'apprentissage en mémoire de constellations avec les réponses à choix multiples qui y sont associées, et doit permettre de recueillir des informations en retour (bonnes ou mauvaises réponses) pendant une durée prédéterminée, en s'adaptant au niveau de charge cognitive de l'utilisateur.
2. Le système doit réguler les niveaux de charge cognitive par neurofeedback en adaptant la vitesse de présentation des informations d'une interface (c'est-à-dire la vitesse de présentation des constellations) afin d'améliorer l'expérience d'apprentissage et les performances des utilisateurs.
3. Le système doit classer le niveau de charge cognitive en continu et en temps réel, et doit communiquer le niveau de charge cognitive à l'IUI.

4. Le système doit enregistrer et stocker les données neurophysiologiques brutes pendant son utilisation pour une analyse a posteriori.

Afin de répondre au premier objectif de design, nous avons créé une tâche d'apprentissage en mémoire de 32 constellations, inspirée de l'étude de Riopel et al. (Riopel et al., 2017). Le choix d'une tâche sur les constellations se justifie par l'importance que nous accordions à placer les participants en réelle situation d'apprentissage. De façon générale, les participants « performant » dans les tâches expérimentales leur étant soumises, sans réellement passer à travers un processus d'apprentissage qui leur permet d'en retirer des apprentissages. Avec cette tâche composée de 32 constellations plus ou moins connues du grand public, tout en contrôlant les connaissances préalables, nous avons une bonne conviction que la tâche permettrait d'induire des apprentissages. Ainsi, les constellations présentées ont été sélectionnées en fonction de noms peu familiers ou de formes visuelles similaires pouvant porter à confusion afin d'induire des fluctuations de charge cognitive. La tâche d'apprentissage est d'une durée assez longue afin de garantir des fluctuations de charge cognitive à travers le temps. L'interface recueille et conserve les informations lors de la complétion de l'expérience, comme les bonnes et les mauvaises réponses, le temps de complétion de la tâche, etc.

Afin de réguler les niveaux de charge cognitive par neurofeedback tel que décrit par le second objectif de design, le système développé adapte la vitesse de présentation des constellations. Plus précisément, chaque présentation de constellation est composée de deux éléments : la question, c'est-à-dire la sélection du bon nom de la constellation présentée à l'écran parmi quatre choix de réponses, puis la réponse, c'est-à-dire l'affichage du bon nom de constellation. Ainsi, le système adapte 1) le temps alloué pour répondre au choix de réponses sur la constellation, puis 2) le temps alloué d'affichage de la bonne réponse, et ce, par bonds de 1 seconde. Ces deux adaptations changent en fonction du niveau de charge cognitive mesuré par le système, en allouant soit plus de temps pour répondre et pour assimiler la bonne réponse lorsque le niveau de charge cognitive est élevé, ou en diminuant le temps pour répondre et pour assimiler la bonne réponse lorsque le niveau de charge cognitive est faible. De cette façon, un apprenant peut avoir entre 3 et 8

secondes pour répondre à la question, ainsi qu'avoir entre 3 et 8 secondes pour assimiler la bonne réponse. Ces deux adaptations sont de même durée afin d'éviter la confusion chez l'utilisateur. Par exemple, si un apprenant a 5 secondes pour répondre et 5 secondes pour assimiler la réponse, et qu'un niveau de charge cognitive élevé est détecté lors de cette présentation de constellation, l'interface lui accordera 6 secondes pour répondre et 6 secondes pour assimiler la réponse lors de la présentation de la prochaine constellation. Un chronomètre qui indique le temps restant pour répondre est affiché sous les choix de réponses afin d'en informer l'utilisateur.

De plus, nous avons développé une structure de classification et de communication en temps réel du niveau de charge cognitive de l'utilisateur à l'interface afin de répondre au 3^e objectif de design. Les niveaux de charge cognitive mesurés sont transformés en trois « classifieurs » représentant un niveau faible, optimal et élevé. Ces « classifieurs » sont ensuite envoyés à un fichier Python via Lab Streaming Layer (LSL). Le fichier Python envoie finalement les « classifieurs » à l'interface via un WebSocket client. Grâce aux règles d'adaptations implémentées dans l'interface, celle-ci peut prendre une décision sur l'adaptation appropriée, soit d'augmenter la vitesse de présentation de l'information, la réduire, ou la laisser telle qu'elle, en fonction des « classifieurs » qu'elle reçoit. Bien que l'activité cérébrale soit monitorée et enregistrée de façon continue, cette communication s'effectue à une fréquence d'une fois aux 6 secondes.

Finalement, les données électroencéphalographiques sont enregistrées dans un fichier correspondant au numéro du participant une fois la tâche complétée, ce qui permet de répondre au 4^e objectif de design.

Informations sur le deuxième article

Le second article présenté dans ce mémoire est terminé et en cours de soumission au journal *Frontiers in Human Neuroscience*, plus précisément dans la section *Brain-Computer Interfaces*. Celui-ci présente l'étude sur l'artéfact menée en laboratoire auprès de participants. Celui-ci fournit une introduction plus approfondie du problème, ainsi qu'une revue de la littérature plus approfondie sur la charge cognitive, les BCI, et les BCI dans des contextes éducatifs. L'article approfondit également sur le développement des hypothèses en lien avec les questions de recherche. Il présente la méthodologie de l'expérience, notamment le recrutement des participants, le design expérimental de l'étude, le fonctionnement du BCI et les règles d'adaptations, les appareils et instruments utilisés lors de la collecte de données, et les techniques d'analyses de données. L'article présente les résultats de l'étude et les relie à divers concepts théoriques dans la discussion. Finalement, l'article se termine sur une conclusion, une présentation des limites de l'étude ainsi que des pistes d'améliorations et suggestions pour le futur. L'expérience en laboratoire présentée dans cette étude représente la dernière étape au développement de la première version complète du prototype. Les résultats recueillis permettront de poursuivre le développement itératif de l'interface afin d'y apporter des améliorations.

Tout comme dans le premier article, le deuxième article présente l'architecture et le fonctionnement du BCI. Cependant, le deuxième article explique avec plus de profondeur le modèle de neuro-adaptation employé afin de déclencher les actions adaptatives appropriées par l'interface. Celui-ci s'inspire du modèle adaptatif de l'attention soutenue de Karran et al. (2019), qui permet de mieux comprendre les fluctuations dans l'état cognitif d'un utilisateur à travers le temps tout en portant des actions appropriées de manière fluide et dynamique.

Nous avons testé le BCI en laboratoire, auprès de 55 participants adultes recrutés en fonction de leur intérêt à participer à la recherche grâce au panel du HEC. L'étude en simple aveugle et inter-sujets comportait trois groupes. Les participants ne savaient pas dans quel groupe ils étaient attirés. L'attribution aux groupes s'est réalisée par attribution

séquentielle aléatoire. En d'autres termes, les numéros de participants étaient attribués de façon aléatoire aux groupes préalablement à l'expérience, et les participants étaient assignés à un numéro de participant dans l'ordre séquentiel de leur participation à l'étude. Tous les participants ont complété la même tâche d'apprentissage. Cependant, un groupe a complété la tâche seulement avec la version neuro-adaptative de l'interface (groupe A), un autre groupe a complété la tâche sur la version neuro-adaptative de l'interface et avec l'ajout d'un facteur motivationnel, soit la possibilité de gagner un prix en argent de 200\$ en fonction des performances obtenues tout au long de l'expérience (groupe AM), et finalement un groupe contrôle qui a complété la tâche d'apprentissage sur l'interface régulière, c'est-à-dire à un rythme d'apprentissage imposé et sans l'ajout de facteur motivationnel (groupe C).

Une fois le casque EEG convenablement installé, les participants devaient tout d'abord compléter une tâche de calibration du BCI (*n*-back (Brouwer et al., 2012; Wang et al., 2016)), puis une tâche d'apprentissage. La tâche d'apprentissage portait sur la mémorisation de 32 constellations, où les participants devaient associer le nom de la constellation avec l'image présentée. La tâche était séparée en quatre blocs, séparés par de courtes pauses. Les constellations étaient présentées deux fois par bloc. Les actions adaptatives, déclenchées en fonction des niveaux de charge cognitive, ont été analysés afin d'évaluer le fonctionnement de l'interface. Les gains d'apprentissages ont été calculés à partir des données de performances des apprenants. La charge mentale perçue, l'absorption cognitive perçue et la satisfaction perçue ont été évaluées à partir d'un questionnaire Qualtrics à la suite de l'expérience. Un aperçu du questionnaire se trouve en Annexe I.

Tout d'abord, les données suggèrent que l'interface a été sensible et réactive aux fluctuations de charge cognitive lors de la tâche d'apprentissage en s'adaptant de façon appropriée et attendue, c'est-à-dire en diminuant la vitesse de présentation de l'information lorsqu'un niveau de charge cognitive élevé était détecté et en augmentant la vitesse lorsqu'un niveau faible était détecté. Globalement, les résultats de l'étude montrent que, pour la tâche d'apprentissage, d'adapter la vitesse de présentation de l'information en fonction de la charge cognitive des apprenants grâce à un BCI permet d'améliorer les gains

d'apprentissages des apprenants, lorsqu'il y a un facteur motivationnel en jeu. En d'autres termes, les participants du troisième groupe ont appris davantage de constellations en mémoire tout au long de l'expérience. De plus, l'interface neuro-adaptative permet de réduire le sentiment d'être pressé ou bousculé par le temps lors d'une tâche d'apprentissage en mémoire grâce à l'adaptation en temps réel de la vitesse d'apprentissage en fonction de l'état cognitif de l'apprenant. Lorsque comparée à l'interface neuro-adaptative seule, l'interface régulière éveille un niveau de plaisir et un niveau de satisfaction plus élevé chez l'utilisateur. Cependant, lorsque jumelée avec le facteur motivationnel, l'interface neuro-adaptative éveille davantage de plaisir et de curiosité chez l'apprenant. Ainsi, l'expérience d'apprentissage générale est améliorée, notamment au niveau des gains d'apprentissage, du niveau de plaisir et du niveau de curiosité lorsque les apprenants utilisent l'interface neuro-adaptative jumelée au facteur motivationnel.

Nous contribuons à l'avancement des connaissances en proposant une première instanciation d'un artéfact de BCI dans un contexte d'apprentissage. Peu de papiers existants portent sur l'utilisation de BCI passifs à boucle fermée dans les apprentissages. Ainsi, notre recherche contribue à démontrer la faisabilité et l'impact d'un tel système sur l'expérience d'apprentissage, et ainsi susciter de l'intérêt envers ce type de système dans ce contexte.

Quelques améliorations et limites sont indiquées dans l'étude. Tout d'abord, l'utilisation d'un index pour la classification de la charge cognitive peut mener à certaines difficultés, notamment à capter la complexité des états mentaux dans certaines situations. Afin d'offrir une plus grande flexibilité et performance du BCI, d'autres techniques d'adaptation en fonction de la charge cognitive peuvent être explorées, comme l'utilisation de l'apprentissage machine (Machine Learning). Au lieu de ne considérer que l'activité alpha de l'électrode P7 dans la classification, la considération de connexions entre différentes régions du cerveau permettrait d'obtenir une mesure de charge cognitive plus riche. De plus, l'utilisation d'un second type de mesure physiologique dans la classification ou dans l'évaluation du système BCI permettrait d'obtenir un système plus inclusif grâce à une évaluation plus complète de la charge cognitive et de ses impacts sur les expériences

d'apprentissages. Une limite sur le nettoyage des données EEG en temps réel est soulevée. Finalement, une limite sur le design expérimental, plus précisément sur l'absence d'un quatrième groupe de participants permettant de tester l'interface régulière avec la présence du facteur motivationnel, est soulevée et motivée.

Contributions et responsabilités personnelles

Tableau 1 - Tableau des contributions et responsabilités personnelles

Activité / Étape	Contribution
Question de recherche	<p>Identification de la problématique et définition des questions de recherche – 75%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Problématique existante lors de l’initiation du projet • Contextualisation de la problématique dans un contexte pédagogique (apprentissage) • Les questions de recherche ont été définies en collaboration avec les directeurs
Revue de la littérature	<p>Recherche méthodique et lecture d’articles scientifiques sur les sujets de l’étude, recension des écrits, rédaction de revues de la littérature – 100%</p> <p>Justification de choix de design, de méthodologie et de développement de l’interface neuro-adaptative – 100%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Soutenue par les directeurs
Conception du design expérimental	<p>Élaboration de la demande officielle au CER ainsi que la demande de renouvellement du certificat – 90%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Complétion des demandes au CER, envoi des demandes par l’équipe des opérations du laboratoire <p>Élaboration du protocole de l’expérience et du design expérimental – 90%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Élaboration complète du protocole, première utilisation à vie du logiciel g.tec au laboratoire • Sélection du sujet d’apprentissage (constellations) et du design expérimental soutenues les directeurs <p>Installation de la salle de collecte et de la salle de recherche – 25%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Installation des ordinateurs et logiciels par l’équipe des opérations du laboratoire • Aide dans diverses tâches de préparation de la salle • Quelques modifications ont été apportées afin de permettre un bon déroulement et une bonne qualité de collecte de données <p>Création des questionnaires – 100%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Choix des questionnaires à inclure • Création des questionnaires dans Qualtrics

Conception de l'artéfact	<p>Développement de l'index de classification de la charge cognitive et de la logique d'adaptation – 70%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Idéation en collaboration avec Jared Boasen, Alexander John Karran, François Courtemanche et les directeurs • Ajustements de l'index et de la logique de classification à travers un processus itératif sur 8 mois, en collaboration avec François Courtemanche • Ajustement du code des règles d'adaptation (fichier JSON) pour le Rules Engine <p>Développement de l'artéfact du BCI – 60%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Définition des requis (Design Objectives) et principe de design en collaboration avec Alexander John Karran, François Courtemanche, et les directeurs • Envoi des requis techniques pour l'artéfact du BCI à g.tec par Alexander John Karran • Création du modèle de BCI sur Simulink en collaboration avec g.tec et François Courtemanche • Création de l'interface d'apprentissage <ul style="list-style-type: none"> ○ Sélection des constellations et création des requis de la tâche d'apprentissage (par exemple, ordre d'apparition des constellations, choix multiples, etc.) ○ Développement front-end de l'interface d'apprentissage et de l'application Web (AngularJS) en collaboration avec Marine Ménoret ○ Implémentation du framework de communication de la charge cognitive entre le modèle Simulink et l'application Web (LSL to WebSocket client) en collaboration avec Amine Abdessemed • Pipeline d'analyse en temps réel de l'EEG créé en collaboration avec Jared Boasen et Alexander Karran
Pré-tests	<p>Réalisation de pré-tests à l'interne – 90%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Prise en charge des opérations • Collaboration de François Courtemanche lors de certaines sessions de pré-tests <p>Recrutement et gestion des participants lors de sessions de pré-tests – 90%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Aide de Salima Tazi lors du recrutement de participants pour les sessions de pré-tests
Recrutement	<p>Sollicitation, recrutement et gestion des participants en vue de la collecte de données – 90%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Définition des critères d'inclusion et d'exclusion à l'étude, soutenue par Jared Boasen • Création du formulaire d'inscription à l'étude sur le panel HEC • Lancement de la campagne de recrutement sur le panel HEC par Julianne Chénier • Communication avec les participants avant leurs séances de participation, soutenue par l'équipe des opérations

	<p>Création du formulaire de consentement et du formulaire de compensation – 80%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Modèle des formulaires existants, adaptation en fonction de l'étude
Collecte de données	<p>Prise en charge des opérations lors de la collecte de données – 100%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Présence lors de toutes les sessions de collecte • Modération complète des sessions de collecte • Gestion des participants et des outils de collecte de données • Assurance de la qualité des données collectées • Nettoyage des casques EEG, du matériel, et des salles
Analyse des données	<p>Analyses statistiques – 90%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Extraction, nettoyage et organisation des données de performance (scores aux blocs) de la tâche d'apprentissage • Extraction, nettoyage et organisation des données des questionnaires Qualtrics • Décisions sur certains tests statistiques en collaboration avec Carl St-Pierre et Shang Lin Chen • Analyses statistiques complétées sur R Studio
Rédaction	<p>Rédaction des articles – 100%</p> <ul style="list-style-type: none"> • Rédaction des articles avec les commentaires et suggestions des coauteurs <p>Rédaction du mémoire – 100%</p>

Chapitre 1 : Article 1 – Article présenté à la conférence NeuroIS 2023

RACE: A Real-time Architecture for Cognitive State Estimation, Development Overview and Study in Progress

Noémie Beauchemin¹, Alexander John Karran¹, Jared Boasen^{1,2}, Bella Tadson¹, Patrick Charland³, François Courtemanche¹, Sylvain Sénécal¹, Pierre-Majorique Léger¹(✉)

¹ Tech3Lab, HEC Montréal, Montréal, Canada

² Faculty of Health Sciences, Hokkaido University, Sapporo, Japan

³ Département de Didactique, Université du Québec à Montréal, Montréal, Canada

Abstract. Cognitive load management is important in successful learning, referring to working memory and other factors related to accomplishing instructional tasks. Cognitive overload and underload are induced when challenges provided to the student exceed or underutilize working memory capacity, leading to suboptimal learning. The link between cognitive load and successful learning is well established. However, current educational technologies fail to utilize cognitive load effectively to personalize learning and fail to adapt to the student's learning pace. Neuroadaptive interfaces, specifically Brain-Computer Interfaces, are slowly transforming the traditional educational landscape offering promising possibilities to enhance and improve learning experiences by enabling direct communication between the brain and a computer to adapt instructional content in real-time based on the assessment of cognitive load brain states. This research-in-progress paper discusses the development, following a design science research methodology, of *RACE*: a novel artefact consisting of a Closed-Loop Brain-Computer Interface that measures cognitive load in real-time applied to a memorization-based learning task to adapt the learning Interactive User Interface in real-time based on assessed and classified levels of cognitive load. Specifically, this artefact adapts the speed of information provision and response time to the learner's pace to make learning more personalized and effective.

Keywords: Neuroadaptive Interface • Brain-Computer Interface • Biocybernetic loop • Learning • Cognitive Load Theory • Design Science

1. Introduction

The development and integration of technologies into teaching practices have begun a trend toward transitioning from the more traditional classroom pedagogical models to online models (Alharthi, 2020; Bergdahl et al., 2020). Research has shown that the use of technological tools in learning helps promote engagement and motivation as predictors of success (Bergdahl et al., 2020; Firat et al., 2018). While technological tools in education have been designed with user Cognitive Load (CL) as a design consideration (Gerjets et al., 2014; Sweller, 2020) very few of these technologies utilize direct real-time measurements of CL to adapt in real-time, potentially making learning less personalized (Kalyuga & Liu, 2015).

Neuroadaptive technologies, specifically Brain-Computer Interfaces (BCI), are tools to overcome physical impairments and augment specific cognitive capacities (Aggarwal & Chugh, 2022). Rapid improvements in sensor technologies such as electroencephalogram (EEG) and methods of classifying brain activity into specific states have shown BCI to be a useful assistive and interfacing technology for human-machine systems (Zander & Kothe, 2011). BCI technology has been defined as "*a device that reads voluntary changes in brain activity, then translates these signals into a message or command in real-time*" (Guger et al., 2021). BCIs are a core component of systems that utilize the user's neurophysiological data as input to a computer system, which then performs actions to adapt, assist or provide feedback to the operator. A common application of BCI technology is to measure and classify CL under various conditions. Studies have found correlations between CL and variance in brainwaves expressed as increases or decreases in α (8-12hz) and θ (4-8hz) in pre-frontal brain regions (Grimes et al., 2008).

In this work-in-progress manuscript, we answer a call for research to investigate neuroadaptive technology using NeuroIS methods (Riedl & Léger, 2016, p. 127; vom Brocke et al., 2020) and discuss the integration of a design science approach to developing a research BCI artefact that monitors and classifies CL in real-time to drive interface adaptations to improve learning outcomes in an education context. We provide an overview of the requirements analysis, design choices and overall architecture of the BCI artefact and provide a study methodology that utilizes the BCI artefact to adapt an interface in two ways: speed of information presentation and response time, to investigate if these adaptations improve learning outcomes.

As the means from which to derive requirements for the BCI artefact that meet the needs of the study, we posit the following research question, "*To what extent does utilizing a real-time BCI that adapts the speed of information provision and response times based on cognitive load improve learning outcomes in a task involving memorization of astronomical constellations?*".

2. Background

2.1 Cognitive Load and Learning

Many factors influence learning; however, CL remains a central concept for understanding and improving the learning process (Mutlu-Bayraktar et al., 2019; Sweller, 2020; van Merriënboer & Ayres, 2005). Cognitive Load Theory (CLT) posits a cognitive architecture to investigate how information is processed and retained and centers around the interactions between Working Memory (WM) and long-term memory (Kalyuga & Liu, 2015; Mutlu-Bayraktar et al., 2019; Sweller, 1988; Sweller et al., 1998). It defines CL as the management of the WM's limited capacity, i.e. the amount of mental effort an individual allocates to a task (Kalyuga & Liu, 2015).

Cognitive overload or underload during the completion of online or computer-based learning tasks may occur when WM's capacity is exceeded or underutilized, potentially leading to slow learning progress or poor performance (Paas et al., 2004). Current educational technologies consider CL as only one of many factors influencing learning outcomes and do not emphasize its centrality to the learning process or how modulating CL may lead to improved learning outcomes (Gerjets et al., 2014; Sweller, 2020).

Previous methods of quantifying CL in both research and developing educational technologies consisted of batteries of subjective measures administered through questionnaires (Brunken et al., 2003; Mutlu-Bayraktar et al., 2019). However, while these measures provide the learner's perspective on their experience, they cannot quantify the amount of mental effort invested throughout the entire learning process (Mutlu-Bayraktar et al., 2019). One solution to this problem is to measure CL directly and in real-time through the brain's electrical activity using BCI.

2.2 Brain-Computer Interfaces

As discussed previously, BCIs are systems that allow the human brain to communicate directly with a computer (Shih et al., 2012). BCIs transform brain activity into control signal data for computer interaction (Dimoka et al., 2012; Lotte et al., 2018). BCI research has gained in popularity in the last decade due to its potential clinical application (Lotte et al., 2018). These systems allow bypassing the peripheral nervous system for neurorehabilitation in cases of brain injury, motor disabilities and other medical purposes (Abiri et al., 2019; Chaudhary et al., 2016; Shih et al., 2012). BCI technology has also been used in studies investigating video games (Ahn et al., 2014; Kerous et al., 2018; Laar et al., 2013; Labonte-Lemoyne et al., 2018; Lalor et al., 2005; Lécuyer et al., 2008), marketing and advertisement (Bonaci et al., 2015; Mashrur et al., 2022), neuroergonomics and smart environments (Abdulkader et al., 2015; Carabalona et al., 2012; Kosmyna et al., 2016; Lin et al., 2014; Tang et al., 2018; Wascher et al., 2023), and work monitoring and safety (Demazure et al., 2019; Demazure et al., 2021; Karran et al., 2019; Knierim et al., 2022; Roy et al., 2013; Venthur et al., 2010). There are currently three categories of BCI: *Active*,

where users voluntarily and consciously control their brain activity to directly control an application (Ahn et al., 2014; Zander & Kothe, 2011); *Reactive*, a hybrid of *Active* and *Passive* paradigms, where users indirectly modulate their brain activity in response to external stimuli, using Event-Related Potentials (ERPs) derived from brain activity, to control an application (Ahn et al., 2014; Zander & Kothe, 2011); and *Passive*, wherein spontaneous brain activity is automatically monitored to differentiate or quantify mental states, where the user provides no active control and where feedback is provided as a response from the system (Ahn et al., 2014; Krol & Zander, 2017; Zander & Kothe, 2011).

Interest in neurotechnology and more specifically passive BCIs has grown rapidly in the last decade (Aricò et al., 2018). In a passive BCI, brain activity is classified, then these classifications are sent to a computer system, which then adapts content or provides visual feedback, which in turn encourages changes in brain activity as part of a biocybernetic loop (Pope et al., 1995). There are several examples of passive BCIs in the literature which have been used to support learning tasks (Andreessen et al., 2021), increase engagement (Eldenfria & Al-Samarraie, 2019), and increase performance (Yuksel et al., 2016) of learners.

While interest in BCIs has grown substantially, few research papers exist regarding BCI technologies focused on learning and measuring learner's CL in real-time. Furthermore, while the theoretical relationship between learning and cognitive load is strong, and several research studies (Andreessen et al., 2021; Demazure et al., 2019; Demazure et al., 2021; Eldenfria & Al-Samarraie, 2019; Karran et al., 2019) have been conducted to develop BCIs to detect levels of CL, none specifically focuses on utilizing CLT and BCI technology to monitor CL and adapt learning content to the user in real-time.

2.3 Speed of Stimulus Presentation in Learning

Learning pace, modulated by the speed of stimulus presentation, has been extensively studied for decades (Petko et al., 2020). The need to adapt, personalize and present content

to the learner's pace to increase information retention and improve learning has been noted many times (Najjar, 1996; O'Byrne & Pytash, 2015; Shemshack & Spector, 2020). In this context, a BCI could be utilized to monitor CL in real-time and trigger an interface to adapt and personalize the pace of learning. Most previous research using BCIs in an educational context applied the technology to assess mental state concerning interface complexity and CL while using a new interface and not directly adapting learning content (Kalyuga & Liu, 2015; Krol & Zander, 2017; Mutlu-Bayraktar et al., 2019; Petko et al., 2020). To our knowledge, the research presented here is the first of its kind proof of principle as it integrates BCI technology, real-time measurement of CL and speed of stimulus presentation to create a neuro-adaptive learning interface. It is, therefore, imperative to follow a rigorous *Design Science Research Methodology* to develop a complete and valid solution.

3. Objectives and Methodology

We created our neuro-adaptive artefact in accordance with Brocke et al. (2013) and following Peffers et al.'s (2007) Design Science Research Methodology (DSRM). The DSRM provides a valuable framework for our research use case, given its wide adoption (Brocke et al., 2020) and iterative nature (Peffers et al., 2007). First, we formulated a problem statement: "*design an artefact that can regulate the level of cognitive load of users while performing a learning task*". Second, we performed a series of iterative development activities (*Activity 1-6*) to develop a valid artefact.

We began our methodological process with *Activity 1*, which consisted of an in-depth analysis of the current literature concerning our research problem: the absence of a reliable and valid system in the field of education to regulate the cognitive load of learners to improve their learning. This analysis was necessary to fully understand all aspects of the problem and to create a relevant and useful solution. Theoretical foundations were drawn from previous research on CL and BCIs (see other sections on CL and BCI) and were applied to our design.

In *Activity 2*, we explored the state of existing and potential solutions and formulated objectives (see next section) that could help solve the identified problem. To build our objectives, we examined the rigor of the different methodologies used in the previous research, thereby following a rigor and relevance process (Hevner et al., 2004; Peffers et al., 2007). Since there are very few studies about BCIs and learning, objectives were aligned with a *Type I* use case, which centers the BCI as a tool for research purposes (Blankertz et al., 2016).

Subsequently, we proceeded with the Design Cycle throughout *Activity 3*. We developed the solution following an iterative process through several research activities and design-related decisions until the solution fulfilled its objectives extended over an 8-month period. Specifically, we have conducted 12 main research activities related to the IUI and the neuroadaptive system through just over 50 pre-tests, resulting in approximately 45 design-related decisions and various iterations.

We then continued with *Activity 4*, which allowed us to demonstrate with a small sample of participants that the artifact does indeed adapt in real-time according to a classification of CL, therefore confirming its feasibility and practical potential. We were able to test the solution on 10 pre-test participants.

Afterwards, we assessed the quality and validity of the artifact through simulations to demonstrate that (1) the adaptations occurred as expected and (2) that it met all the initial design requirements as part of *Activity 5*. In future steps, we plan to test the artifact in larger-scale controlled experiments to assess its performance and effect on cognitive workload in a learning context. We also plan to communicate our results to the scientific community through publication as part of *Activity 6*.

To achieve our goal and cover the broadest range of features required to fulfill a functional BCI artifact, we derived a series of four design objectives (DO):

DO1: *The interactive user interface (IUI) should support a learning task which displays an image of a star constellation with associated multiple-choice answers and capture feedback (as right or wrong answers) for a predetermined amount of time adapting to a user's level of cognitive load.*

To create the learning task, we adapted Riopel et al.'s (2017) constellation memorization study to create a valid task capable of inducing CL fluctuations. However, for this study, we selected 32 constellations based on unfamiliar names or confusingly similar visual forms (see Figure 3). In our study, the adaptive parameter influenced by the user's CL is the speed of information provision, more precisely (1) the amount of time given to answer and (2) the amount of time for the answer feedback. Both should have the same duration and change on the IUI according to the level of the CL classifier. Right or wrong answers should not affect the speed of information provision. Thereby, the IUI should permit isolation of the effect of the speed of information provision to adequately measure the CL. According to the current literature on CL, the IUI should be as clear as possible by avoiding too many different elements (figures, colors, etc.) and redundant text to minimize extraneous processing and by avoiding complex sentences to minimize intrinsic processing and maximize germane processing (DeLeeuw & Mayer, 2008). The IUI should also show the right answer even when the user answers correctly. Previous research shows that even if a right answer is obtained, following feedback is important for better information retention and to avoid making future mistakes (Butler et al., 2008; Kulhavy, 1977). Finally, the task duration should be long enough to ensure CL fluctuations over time.

DO2: *The system should regulate cognitive load levels through neurofeedback by adapting the information presentation speed of an interface (i.e., stimulus speed of presentation) to improve users learning and enhance their performance.*

The adaptation should not obstruct the learning task itself. Therefore, the IUI informs the user of how many seconds are left to answer the question with a countdown timer right underneath the multiple-choice answers (see Figure 3). The countdown timer should be displayed in a way that is easily perceived by the user without creating anxiety or stress

and without affecting recall performances (Ghafurian et al., 2020). Changes in the speed of information provision must be relatively subtle to not interfere with the task and performances, but relevant enough to create a brain state change in the user. Thus, the amount of time given to answer the question and the amount of time for the answer feedback both increase or decrease with 1s jumps at a time, going as high as 8s and as low as 3s each. The minimum was set at 3 seconds to avoid transient brain responses to novel information being confounded with CL classification. The maximum was established based on pretests and observations of time limits where participants begin to disengage with the task.

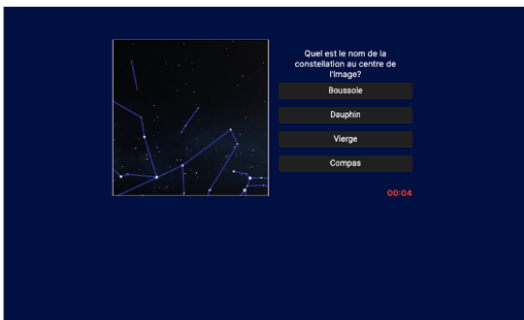
DO3: *The system should classify the level of cognitive load continuously and in real-time and communicate the level of cognitive load to the IUI.*

To fulfill this requirement, we used a Lab Streaming Layer (LSL) to communicate CL classifiers to a Python script that sends the classifiers to the IUI through a Web Socket client. Classifiers were transmitted from the start to the end of the experiment every six seconds.

DO4: *The system should record and store raw neurophysiological data during use for post-hoc analysis.*

Figure 3 - Design of the Interactive User Interface (IUI) following the Design Objective 1 (DO1) and 2 (DO2)

1. Example of a constellation presentation and associated multiple choices, with the timer indicating the amount of time left to answer.



2. Once the time is up, the question is directly followed by the answer feedback, indicating the right answer.



4. Design and Development

4.1 Interactive User Interface and Adaptation Logic

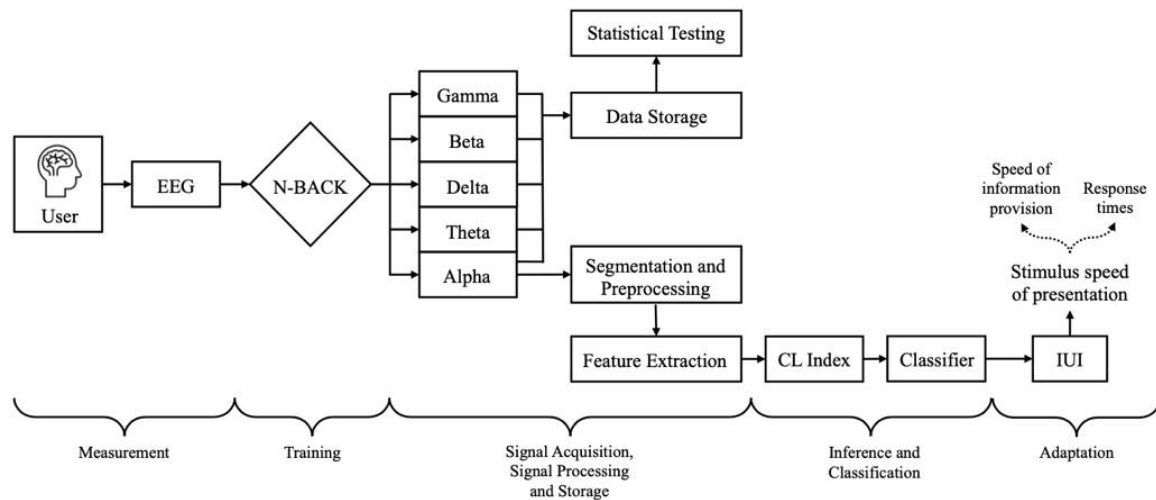
Figure 4 illustrates the proposed artefact's process flow, which follows the four design objectives and iterative design activities. The artefact was developed in Simulink MATLAB (version R2021b, Mathworks MA) and uses a wireless 32-channel active electrode EEG from G.Tec (g.Nautilus, Austria) to continuously measure brain activity. To act as a baseline for post-hoc analysis, a small and static black square in the middle of a gray screen for 1 minute and 30 seconds was displayed before the experiment began. To train the artefact and set threshold values for a high and low workload classification, we developed an n -back task where $n=0$ and $n=2$. Used in many studies to induce high (2) and low (0) CL through the manipulation of WM (Brouwer et al., 2012; Grimes et al., 2008; Hogervorst et al., 2014; Jansma et al., 2000; Wang et al., 2016), the n -back task was deemed to be the most appropriate calibration task for CL classification because it requires the memorization and recall of presented visual stimuli, similar to the constellation learning task.

To support the instantiation of **DO3**, the artefact processes end-to-end the acquired brain signals and classifies CL as low (0), medium (1), and high (2) through a novel index calculation based on mean alpha band power in the parietal cortex over a 6s sliding window, stabilized by comparing average CL calculated using a sliding window of 60s. Classifications are sent via Lab Streaming Layer (LSL) to a Python script which then pushes the level of CL to the Interactive User Interface (IUI) every 6 seconds through a WebSocket client integrated into a dynamic Web app built with AngularJS. We implemented a rule “engine” to allow the web app to switch from active (experimental) to passive (control) conditions, whereby the neuro-adaptivity rules are provided through a JSON file on selecting “active”. When either option is selected a personalized link is generated leading to the correct IUI for each participant, further generating placeholder database entries to store the behavioral and qualitative data for later analyses. The IUI was presented to the participants via Google Chrome. The IUI displays a constellation image

and four multiple-choice questions with a timer indicating the remaining response time, followed by the correct answer (see Figure 3).

The neuro-adaptivity model is integrated into the IUI; when CL is high (2), the artefact decreases the speed of information provision and increases response time each by one second (max 8s). When CL is low (0), the artefact increases the speed of information provision and decreases response time by one second each (min 3s). Starting time is set at 5 seconds, and no adaptation occurs when the IUI receives a "1".

Figure 4 - Real-time Architecture for Cognitive State Estimation (RACE), block process diagram of the BCI system, moving from User to the IUI



4.2 Next Steps: Artifact Evaluation & Experimental Study

We have evaluated the artefact through pre-tests and confirmed that its development meets all the initial design objectives, demonstrates a high level of utility in learning, and has the potential to go beyond the boundaries of research and laboratory application (Brocke et al., 2020; Gregor & Hevner, 2013; Peffers et al., 2007). Our next step is to evaluate the artefact in a controlled laboratory study with a larger pool of participants. To this end, we developed a between-subjects study design to isolate the effect of neuro-adaptivity. In group one

(control), the speed of information provision is the same throughout each trial block (without neuro-adaptivity); in group two (experimental), the speed of information provision varies according to the participant's cognitive load level (neuro-adaptivity). The task involves learning and memorizing as many constellations as possible from a total of 32 constellations. The task consists of four trial blocks, separated by a 30 second break, where each constellation is presented two times per trial block. As per design specification, multiple-choice answers are randomly presented, and the correct answer's position between all four possible answers is also randomized. The presentation order of the constellations in each trial block has been pre-randomized and is identical for all participants. We evaluate participant performance throughout the experiment. Before the experiment begins, participants are asked to complete a short questionnaire including the 10-item *Edinburgh Handedness Inventory* to assess handedness (Caplan & Mendoza, 2011), demographic questions and questions about prior level of interest and knowledge of constellations. A second short questionnaire is presented to the participants immediately after the experiment to gather self-reported data on their experience, including the *NASA-TLX* to estimate perceived workload (Hart & Staveland, 1988), the *System Usability Scale* (SUS) to measure the perceived usability of the system (Brooke, 1996) and the 5 dimensions of Cognitive Absorption (Temporal Dissociation, Focused Immersion, Heightened Enjoyment, Curiosity and Control) of the *Psychological Ownership of IT* (POIT) (Barki et al., 2008). The study is currently in progress, we have gathered data for n=45 participants for evaluation and statistical testing and we look forward to sharing our preliminary results.

References

- Abdulkader, S. N., Atia, A., & Mostafa, M.-S. M. (2015, 2015/07/01/). Brain computer interfacing: Applications and challenges. *Egyptian Informatics Journal*, 16(2), 213-230. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.002>
- Abiri, R., Borhani, S., Sellers, E. W., Jiang, Y., & Zhao, X. (2019). A comprehensive review of EEG-based brain–computer interface paradigms. *Journal of Neural Engineering*, 16(1), 011001. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aaf12e>
- Aggarwal, S., & Chugh, N. (2022). Review of machine learning techniques for EEG based brain computer interface. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 1-20.
- Ahn, M., Lee, M., Choi, J., & Jun, S. C. (2014). A Review of Brain-Computer Interface Games and an Opinion Survey from Researchers, Developers and Users. *Sensors*, 14(8), 14601-14633. <https://www.mdpi.com/1424-8220/14/8/14601>
- Alharthi, M. (2020). Students' Attitudes toward the Use of Technology in Online Courses. *International Journal of Technology in Education*, 3(1), 14-23.
- Andreessen, L. M., Gerjets, P., Meurers, D., & Zander, T. O. (2021). Toward neuroadaptive support technologies for improving digital reading: a passive BCI-based assessment of mental workload imposed by text difficulty and presentation speed during reading. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 31(1), 75-104. <https://doi.org/10.1007/s11257-020-09273-5>
- Aricò, P., Borghini, G., Di Flumeri, G., Sciaraffa, N., & Babiloni, F. (2018). Passive BCI beyond the lab: current trends and future directions. *Physiological measurement*, 39(8), 08TR02.
- Barki, H., Pare, G., & Sicotte, C. (2008). Linking IT Implementation and Acceptance via the Construct of Psychological Ownership of Information Technology. *Journal of Information Technology*, 23(4), 269-280. <https://doi.org/10.1057/jit.2008.12>
- Bergdahl, N., Nouri, J., & Fors, U. (2020). Disengagement, engagement and digital skills in technology-enhanced learning. *Education and information technologies*, 25(2), 957-983.
- Blankertz, B., Acqualagna, L., Dähne, S., Haufe, S., Schultze-Kraft, M., Sturm, I., Ušćumlic, M., Wenzel, M. A., Curio, G., & Müller, K.-R. (2016). The Berlin Brain-Computer Interface: Progress Beyond Communication and Control [Review]. *Frontiers in Neuroscience*, 10. <https://doi.org/10.3389/fnins.2016.00530>

- Bonaci, T., Calo, R., & Chizeck, H. J. (2015). App Stores for the Brain : Privacy and Security in Brain-Computer Interfaces. *IEEE Technology and Society Magazine*, 34(2), 32-39. <https://doi.org/10.1109/MTS.2015.2425551>
- Brocke, J. v., Hevner, A., & Maedche, A. (2020). Introduction to Design Science Research. In (pp. 1-13). https://doi.org/10.1007/978-3-030-46781-4_1
- Brocke, J. V., Riedl, R., & Léger, P.-M. (2013). Application strategies for neuroscience in information systems design science research. *Journal of Computer Information Systems*, 53(3), 1-13.
- Brooke, J. (1996). SUS-A quick and dirty usability scale. *Usability evaluation in industry*, 189(194), 4-7.
- Brouwer, A.-M., Hogervorst, M. A., van Erp, J. B. F., Heffelaar, T., Zimmerman, P. H., & Oostenveld, R. (2012). Estimating workload using EEG spectral power and ERPs in the n-back task. *Journal of Neural Engineering*, 9(4), 045008. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/9/4/045008>
- Brunken, R., Plass, J. L., & Leutner, D. (2003). Direct Measurement of Cognitive Load in Multimedia Learning. *Educational Psychologist*, 38(1), 53-61. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_7
- Butler, A. C., Karpicke, J. D., & Roediger Iii, H. L. (2008). Correcting a metacognitive error: Feedback increases retention of low-confidence correct responses. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 34, 918-928. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.34.4.918>
- Caplan, B., & Mendoza, J. E. (2011). Edinburgh Handedness Inventory. In J. S. Kreutzer, J. DeLuca, & B. Caplan (Eds.), *Encyclopedia of Clinical Neuropsychology* (pp. 928-928). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-0-387-79948-3_684
- Carabalona, R., Grossi, F., Tessadri, A., Castiglioni, P., Caracciolo, A., & de Munari, I. (2012). Light on! Real world evaluation of a P300-based brain–computer interface (BCI) for environment control in a smart home. *Ergonomics*, 55(5), 552-563. <https://doi.org/10.1080/00140139.2012.661083>
- Chaudhary, U., Birbaumer, N., & Ramos-Murguialday, A. (2016). Brain–computer interfaces for communication and rehabilitation. *Nature Reviews Neurology*, 12(9), 513-525. <https://doi.org/10.1038/nrneurol.2016.113>
- DeLeeuw, K. E., & Mayer, R. E. (2008). A comparison of three measures of cognitive load: Evidence for separable measures of intrinsic, extraneous, and germane load. *Journal of educational psychology*, 100(1), 223.

- Demazure, T., Karran, A., Labonté-LeMoyne, É., Léger, P.-M., Sénécal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Sustained Attention in a Monitoring Task: Towards a Neuroadaptive Enterprise System Interface. *Information Systems and Neuroscience*, Cham.
- Demazure, T., Karran, A., Léger, P.-M., Labonté-LeMoyne, É., Sénécal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2021). Enhancing Sustained Attention. *Business & Information Systems Engineering*, 63(6), 653-668. <https://doi.org/10.1007/s12599-021-00701-3>
- Dimoka, A., Davis, F. D., Gupta, A., Pavlou, P. A., Banker, R. D., Dennis, A. R., Ischebeck, A., Müller-Putz, G., Benbasat, I., Gefen, D., Kenning, P. H., Riedl, R., vom Brocke, J., & Weber, B. (2012). On the Use of Neurophysiological Tools in IS Research: Developing a Research Agenda for NeuroIS. *MIS quarterly*, 36(3), 679-702. <https://doi.org/10.2307/41703475>
- Eldenfria, A., & Al-Samarraie, H. (2019). Towards an Online Continuous Adaptation Mechanism (OCAM) for Enhanced Engagement: An EEG Study. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 35(20), 1960-1974. <https://doi.org/10.1080/10447318.2019.1595303>
- Fırat, M., Kılınç, H., & Yüzer, T. V. (2018). Level of intrinsic motivation of distance education students in e-learning environments. *Journal of Computer Assisted Learning*, 34(1), 63-70.
- Gerjets, P., Walter, C., Rosenstiel, W., Bogdan, M., & Zander, T. O. (2014). Cognitive state monitoring and the design of adaptive instruction in digital environments: lessons learned from cognitive workload assessment using a passive brain-computer interface approach. *Frontiers in Neuroscience*, 8. <https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00385>
- Ghafurian, M., Reitter, D., & Ritter, F. E. (2020). Countdown timer speed: A trade-off between delay duration perception and recall. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, 27(2), 1-25.
- Gregor, S., & Hevner, A. R. (2013). Positioning and Presenting Design Science Research for Maximum Impact. *MIS quarterly*, 37(2), 337-355. <http://www.jstor.org/stable/43825912>
- Grimes, D., Tan, D. S., Hudson, S. E., Shenoy, P., & Rao, R. P. (2008). Feasibility and pragmatics of classifying working memory load with an electroencephalograph. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems,
- Guger, C., Allison, B. Z., & Gunduz, A. (2021). Brain-computer interface research: a state-of-the-art summary 10. In *Brain-Computer Interface Research* (pp. 1-11). Springer.

- Hart, S. G., & Staveland, L. E. (1988). Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research. In *Advances in psychology* (Vol. 52, pp. 139-183). Elsevier.
- Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS quarterly*, 75-105.
- Hogervorst, M. A., Brouwer, A. M., & van Erp, J. B. (2014). Combining and comparing EEG, peripheral physiology and eye-related measures for the assessment of mental workload. *Front Neurosci*, 8, 322. <https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00322>
- Jansma, J. M., Ramsey, N. F., Coppola, R., & Kahn, R. S. (2000). Specific versus nonspecific brain activity in a parametric N-back task. *Neuroimage*, 12(6), 688-697.
- Kalyuga, S., & Liu, T.-C. (2015). Guest editorial: Managing cognitive load in technology-based learning environments. *Journal of Educational Technology & Society*, 18(4), 1-8.
- Karran, A. J., Demazure, T., Leger, P.-M., Labonte-LeMoyne, E., Senecal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Toward a Hybrid Passive BCI for the Modulation of Sustained Attention Using EEG and fNIRS [Original Research]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 13. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2019.00393>
- Kerous, B., Skola, F., & Liarokapis, F. (2018). EEG-based BCI and video games: a progress report. *Virtual Reality*, 22(2), 119-135. <https://doi.org/10.1007/s10055-017-0328-x>
- Knierim, M. T., Zimny, C., & Seitz, J. (2022). Monitoring Cognitive Load with 3D-Printed EEG Headphones.
- Kosmyna, N., Tarpin-Bernard, F., Bonnefond, N., & Rivet, B. (2016). Feasibility of BCI Control in a Realistic Smart Home Environment [Original Research]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00416>
- Krol, L. R., & Zander, T. O. (2017). Passive BCI-based Neuroadaptive Systems. Proceedings of the 7th Graz Brain-Computer Interface Conference,
- Kulhavy, R. W. (1977). Feedback in Written Instruction. *Review of Educational Research*, 47(2), 211-232. <https://doi.org/10.3102/00346543047002211>
- Laar, B. v. d., Gürkök, H., Bos, D. P.-O., Poel, M., & Nijholt, A. (2013). Experiencing BCI Control in a Popular Computer Game. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 5(2), 176-184. <https://doi.org/10.1109/TCIAIG.2013.2253778>

- Labonte-Lemoyne, E., Courtemanche, F., Louis, V., Fredette, M., Sénécal, S., & Léger, P.-M. (2018). Dynamic Threshold Selection for a Biocybernetic Loop in an Adaptive Video Game Context [Original Research]. *Frontiers in Human Neuroscience*, *12*. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00282>
- Lalor, E. C., Kelly, S. P., Finucane, C., Burke, R., Smith, R., Reilly, R. B., & McDarby, G. (2005). Steady-State VEP-Based Brain-Computer Interface Control in an Immersive 3D Gaming Environment. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, *2005*(19), 706906. <https://doi.org/10.1155/ASP.2005.3156>
- Lécuyer, A., Lotte, F., Reilly, R. B., Leeb, R., Hirose, M., & Slater, M. (2008). Brain-Computer Interfaces, Virtual Reality, and Videogames. *Computer*, *41*(10), 66-72. <https://doi.org/10.1109/MC.2008.410>
- Lin, C. T., Lin, B. S., Lin, F. C., & Chang, C. J. (2014). Brain Computer Interface-Based Smart Living Environmental Auto-Adjustment Control System in UPnP Home Networking. *IEEE Systems Journal*, *8*(2), 363-370. <https://doi.org/10.1109/JSYST.2012.2192756>
- Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., & Yger, F. (2018). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update. *Journal of Neural Engineering*, *15*(3), 031005. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aab2f2>
- Mashrur, F. R., Rahman, K. M., Miya, M. T. I., Vaidyanathan, R., Anwar, S. F., Sarker, F., & Mamun, K. A. (2022). BCI-Based Consumers' Choice Prediction From EEG Signals: An Intelligent Neuromarketing Framework. *Front Hum Neurosci*, *16*, 861270. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.861270>
- Mutlu-Bayraktar, D., Cosgun, V., & Altan, T. (2019). Cognitive load in multimedia learning environments: A systematic review. *Computers & Education*, *141*, 103618. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103618>
- Najjar, L. J. (1996). Multimedia information and learning. *Journal of educational multimedia and hypermedia*, *5*(2), 129-150.
- O'Byrne, W. I., & Pytash, K. E. (2015). Hybrid and blended learning: Modifying pedagogy across path, pace, time, and place. *Journal of Adolescent & Adult Literacy*, *59*(2), 137-140.
- Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2004). Cognitive Load Theory: Instructional Implications of the Interaction between Information Structures and Cognitive Architecture. *Instructional Science*, *32*, 1-8. <https://doi.org/10.1023/B:TRUC.0000021806.17516.d0>

- Peffers, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M., & Chatterjee, S. (2007, 01/01). A design science research methodology for information systems research. *Journal of Management Information Systems*, 24, 45-77.
- Petko, D., Schmid, R., & Cantieni, A. (2020). Pacing in serious games: Exploring the effects of presentation speed on cognitive load, engagement and learning gains. *Simulation & Gaming*, 51(2), 258-279.
- Pope, A. T., Bogart, E. H., & Bartolome, D. S. (1995). Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task. *Biological psychology*, 40(1-2), 187-195.
- Riedl, R., & Léger, P. (2016). Fundamentals of NeuroIS: Studies in Neuroscience. In *Psychology and Behavioral Economics*. Springer Berlin, Heidelberg.
- Riopel, M., Chastenay, P., Fortin-Clément, G., Potvin, P., Masson, S., & Charland, P. (2017). USING INVARIANCE TO MODEL PRACTICE, FORGETTING, AND SPACING EFFECTS. EDULEARN17 proceedings,
- Roy, R. N., Bonnet, S., Charbonnier, S., & Campagne, A. (2013, 3-7 July 2013). Mental fatigue and working memory load estimation: Interaction and implications for EEG-based passive BCI. 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC),
- Shemshack, A., & Spector, J. M. (2020). A systematic literature review of personalized learning terms. *Smart Learning Environments*, 7(1), 33. <https://doi.org/10.1186/s40561-020-00140-9>
- Shih, J. J., Krusienski, D. J., & Wolpaw, J. R. (2012, 2012/03/01/). Brain-Computer Interfaces in Medicine. *Mayo Clinic Proceedings*, 87(3), 268-279. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2011.12.008>
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0364-0213\(88\)90023-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0364-0213(88)90023-7)
- Sweller, J. (2020). Cognitive load theory and educational technology. *Educational Technology Research and Development*, 68(1), 1-16.
- Sweller, J., van Merriënboer, J. J. G., & Paas, F. G. W. C. (1998). Cognitive Architecture and Instructional Design. *Educational Psychology Review*, 10(3), 251-296. <https://doi.org/10.1023/A:1022193728205>
- Tang, J., Liu, Y., Hu, D., & Zhou, Z. (2018). Towards BCI-actuated smart wheelchair system. *BioMedical Engineering OnLine*, 17(1), 111. <https://doi.org/10.1186/s12938-018-0545-x>

- van Merriënboer, J. J. G., & Ayres, P. (2005). Research on cognitive load theory and its design implications for e-learning. *Educational Technology Research and Development*, 53(3), 5-13. <https://doi.org/10.1007/BF02504793>
- Ventur, B., Blankertz, B., Gugler, M. F., & Curio, G. (2010, 10-13 Oct. 2010). Novel applications of BCI technology: Psychophysiological optimization of working conditions in industry. 2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics,
- vom Brocke, J., Hevner, A., Léger, P. M., Walla, P., & Riedl, R. (2020). Advancing a NeuroIS research agenda with four areas of societal contributions. *European Journal of Information Systems*, 29(1), 9-24.
- Wang, S., Gwizdka, J., & Chaovalitwongse, W. A. (2016). Using Wireless EEG Signals to Assess Memory Workload in the n-Back Task. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 46(3), 424-435. <https://doi.org/10.1109/THMS.2015.2476818>
- Wascher, E., Reiser, J., Rinkenauer, G., Larrá, M., Dreger, F. A., Schneider, D., Karthaus, M., Getzmann, S., Gutberlet, M., & Arnau, S. (2023). Neuroergonomics on the Go: An Evaluation of the Potential of Mobile EEG for Workplace Assessment and Design. *Human Factors*, 65(1), 86-106. <https://doi.org/10.1177/00187208211007707>
- Yuksel, B. F., Oleson, K. B., Harrison, L., Peck, E. M., Afergan, D., Chang, R., & Jacob, R. J. (2016). Learn piano with BACH: An adaptive learning interface that adjusts task difficulty based on brain state. Proceedings of the 2016 CHI conference on human factors in computing systems,
- Zander, T. O., & Kothe, C. (2011). Towards passive brain-computer interfaces: applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general. *Journal of Neural Engineering*, 8(2), 025005. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/8/2/025005>

Chapitre 2 : Article 2 – Article en cours de soumission au journal *Frontiers in Human Neuroscience* – section *Brain-Computer Interfaces*

Enhancing Learning Experiences: EEG-Based Passive BCI System Adapts Learning Speed to Cognitive Load in Real-Time, with Motivation as Catalyst

Noémie Beauchemin, Patrick Charland, Alexander Karran, Jared Boasen, Bella Tadson,
Pierre-Majorique Léger

Computer-based learning has gained popularity in recent years, as it provides learners with greater flexibility and freedom. However, these learning environments do not consider the learner's mental state in real time, resulting in less optimized learning experiences. The purpose of this research is to explore the potential of a novel EEG-based Brain-Computer Interface (BCI) that adjusts the speed of information presentation of a learning task according to the learner's cognitive load in real-time and its impact on the learning experience. We also aim to study the impact of motivation on adaptation efficiency. The BCI used a novel index to classify cognitive load in real-time, based on alpha band-power in parietal cortex. The adaptive model was designed using a combination of the Zone of Proximal Development (ZPD)'s dynamic model and the Cognitive Load Theory (CLT). This single-blind study uses a between-subjects design with three groups (imposed learning pace, adaptive learning pace, adaptive learning pace with motivational factor). Participants perform a calibration task (*n*-back), followed by a memory-based learning task on constellations. Learning gains are assessed based on performance on the learning task. Self-perceived mental workload, cognitive absorption and satisfaction are also assessed using a post-test questionnaire. Between-group analyses using Mann-Whitney tests suggest that the combination of BCI and motivational factors leads to greater learning gains and contributes to an improved learning experience. No significant difference exists between

BCI without motivational factor and regular interface for the overall learning gains and self-perceived mental workload and cognitive absorption. However, participants who undertook the experiment with an imposed learning pace reported a higher level of overall satisfaction with their learning experience, and a higher level of temporal stress. Our findings suggest the potential applicability and feasibility of such system, illustrating how a combination of BCI and motivational factors can contribute to enhancing the learning experience.

Keywords: Brain-Computer Interface, Passive BCI, Adaptive Interface, EEG, Real-Time, Neuroadaptive, Learning, Learning Pace, Computer-Based Learning, Learning Experience, Cognitive Load, Zone of Proximal Development, Motivation, Experiment

1. Introduction

Computer-Based Learning (CBL) is an educational approach that uses computer software to deliver, assist, and enhance the learning processes (Grizioti & Kynigos, 2020). The CBL environment that the learners use in their learning can take multiple forms, such as programs, applications, tools, and platforms (Grizioti & Kynigos, 2020). CBL provides students with instant feedback, individualized learning paths and greater flexibility, all of which can increase student engagement and comprehension (Grizioti & Kynigos, 2020; Mertens et al., 2022; Van der Kleij et al., 2015). As a result, CBL is increasingly used in educational programs as an important complement to conventional classroom teaching or as a stand-alone pedagogical method (Grizioti & Kynigos, 2020).

However, offering access to CBL does not guarantee a successful learning experience. For example, online courses allow many more students to enroll because their capacity is not limited by the number of physical seats available in the classroom. What's more, their accessibility makes it possible to take the course at any time, from anywhere in the world.

Because of their greater capacity and the diversity of students enrolled in these online courses, the vast majority of online courses have been developed using the classic "one size fits all" approach, with little to no consideration of individual differences and learning abilities (Tekin et al., 2015; Wang & Lehman, 2021). In addition, the distance between the teacher and the students in CBL makes the assessment of learning needs and abilities even more difficult (Tekin et al., 2015). As a result, this can lead to low levels of learning engagement (Bawa, 2016; Dumford & Miller, 2018) and motivation (Ferrer et al., 2022; Fini, 2009; Mamolo, 2022; Wang & Lehman, 2021) among learners.

The need to tailor the learning experience to the individual learner has been observed, mentioned, and studied many times in the current literature (Klašnja-Milićević et al., 2011; Mutlu-Bayraktar et al., 2019; Tekin et al., 2015; Wu et al., 2020). In educational psychology, the concept of the Zone of Proximal Development (ZPD) developed by Lev Vygotsky draws the theoretical foundations that support personalized learning (Chaiklin, 2003; Tetzlaff et al., 2021; Vygotsky & Cole, 1978). This concept emphasizes on the need to understand that each learner is at a different point in their cognitive development. According to Vygotsky, the ZPD represents the set of tasks or skills that a learner cannot yet perform alone, but can perform with assistance (Vygotsky & Cole, 1978). Learning is not encouraged by tasks that are too simple or already within the scope of our current abilities, as this can lead to a state of boredom (Vygotsky & Cole, 1978). On the other hand, no learning occurs when we are confronted with overly complex and frustrating tasks that exceed our abilities (Vygotsky & Cole, 1978). In other words, learners must face challenges and tasks that are just beyond their current abilities to learn. This offers the ideal level of challenge to promote growth and development, making the ZPD a sweet spot for learning. Past research has shown that personalized support and guidance within the learner's ZPD may help to improve academic performances, as opposed to the traditional "one-size-fits-all" teaching method (Alamri et al., 2021).

Complementary to the ZPD, cognitive load is an important concept for understanding and personalizing learning experiences (Mutlu-Bayraktar et al., 2019; Sweller, 2020; van Merriënboer & Ayres, 2005). The Cognitive Load Theory (CLT) studies the human

cognitive architecture and provides insight on how learners process and retain information in memory (Curum & Khedo, 2021; Sweller, 1988; Sweller et al., 1998; Wouters et al., 2008). This theory examines the interplay between the working memory's limited capacity and the long-term memory (Kalyuga & Liu, 2015; Mutlu-Bayraktar et al., 2019). It defines cognitive load as the amount of mental workload required to perform a learning task and emphasizes on the importance of managing the mental effort required for effective learning (Kalyuga & Liu, 2015; Zhou et al., 2017a). Thus, performing a learning task requiring too much or too little mental effort will lead to less-than-optimal learning experiences and poor performances (De Jong, 2010). In a CBL environment, ZPD can serve as a tool to tailor educational tasks and support to suit the learner's abilities, thereby helping to maintain cognitive load at an optimal level while learning. Unfortunately, current CBL environments only consider the learner's perceived cognitive load as a global design consideration, disregarding their objective cognitive state evolution to fully tailor instructions to their abilities (Gerjets et al., 2014; Sweller, 2020). One solution to this problem is the real-time measurement of cognitive load through the electrical activity of the brain using an Electroencephalogram (EEG)-based Brain-Computer Interface (BCI) system.

BCIs are systems that enable real-time communication between a computer and the human brain, transforming and interpreting the brain's electrical activity into commands or signals (Gao et al., 2021; Lotte et al., 2018; Zander & Kothe, 2011). Originally, BCIs were developed to allow individuals with various disabilities to manipulate external devices or interact with computers through the use of the brain's electrical signals, without requiring muscle or nerve activity (Värbu et al., 2022). Based on these promising outcomes, passive BCI systems have been designed to assess and monitor specific cognitive states in different contexts, such as emotions, attention, engagement, fatigue, and mental workload (Zander & Kothe, 2011). These passive BCIs were used to improve cognitive functions by helping users' to self-regulate their brain activity through neurofeedback (Birbaumer et al., 2009). Today, passive BCIs can assess mental states, send appropriate feedback to the user, and use the changes in the brain signals as new input, as part of a closed biocybernetics loop (Krol & Zander, 2017). In an educational context, BCIs have the potential to meet the need

for pedagogical differentiation by adapting a CBL interface to each learner's own brain activity in real time.

Thus, the purpose of this study is to investigate whether the use of a neuroadaptive interface would provide an optimal learning experience and increase learning gains with the following research question: *“Does adapting the learning speed of a memorization-based pedagogical activity to the learner’s real-time cognitive load using an EEG-based passive BCI enhance the learning experience?”*. Specifically, we developed an EEG-based BCI system that adapts the speed of information presentation on the Interactive User Interface (IUI) according to the real-time cognitive load of the learners. To test our BCI system, we created a memory-based learning task following the ZPD theory. The dynamic adaptive measures of our BCI are designed to help learners manage their cognitive load and stay within their ZPD for an optimal learning experience. We define an optimal learning experience as the intersection of increased learning gains, self-perceived cognitive absorption and satisfaction, and reduced self-perceived cognitive workload.

Furthermore, the limited research on the use of BCI in education fails to account for the impact of motivation on adaptation. While it is established that motivation influences the cognitive effort invested in a learning task (Paas et al., 2005), there is a dearth of information on this topic in the context of BCI-based learning. We also aim to investigate if the addition of a motivational factor while using the BCI would enhance the learning experience with the following research question: *“To what extent is motivation a necessary condition for effective BCI adaptation?”*.

To the best of our knowledge, our study is the first of its kind, combining a novel BCI system and a memorization-based learning task developed following the ZPD theory. Our research stands out as there are very few papers studying neuroadaptive interfaces in a CBL context. Existing papers on the topic have used BCIs either to monitor different cognitive states (Andreessen et al., 2021; Marchesi & Riccò, 2013; Zammouri et al., 2018; Zhou et al., 2017b), to detect and react to error potentials (Buttfield et al., 2006; Spüler et al., 2012), or to adjust different interface parameters (such as the difficulty of the learning task (Yuksel

et al., 2016), the presentation of the learning contents (Eldenfria & Al-Samarraie, 2019), or the provision of feedback to the user about their state (Verkijika & De Wet, 2015)). In contrast, we employ a novel approach as our BCI system uses real-time data to estimate and classify cognitive load to adapt the speed of information presentation on the interface. Our study is positioned as a significant contribution due to its ability to address knowledge gaps and due to its innovative nature.

The rest of this paper is organized as follows. We first present related literature and the hypotheses development. We then present the materials and methods used in this study, including core aspects of the development of our BCI system. We then present our data analysis and study results. Findings are interpreted within the discussion section. Finally, the article concludes with a short conclusion encompassing limitations and future research avenues.

2. Related Work

2.1 The Need for Individual Learning Paces Within the Zone of Proximal Development

The ZPD theory suggests that all students have different learning needs and abilities, therefore different ZPDs. This means that each student assimilates and processes new information or acquires abilities at a different pace; some learners need more time and effort than others in order to learn successfully (Hedegaard, 2012).

It has been repeatedly observed that to increase information retention and promote optimal learning experiences, the learning pace must be adjusted and personalized to each student (Najjar, 1996; O'Byrne & Pytash, 2015; Shemshack & Spector, 2020). For example, Hasler et al. (2007) investigated the differences between groups of imposed system-paced and personalized learner-paced on primary school students. They found that self-perceived cognitive load was lower and test performance was higher when students used the learner-paced system. This suggests that allowing students to control their own learning pace may

improve learning outcomes. Andreessen et al. (2021) also investigated the effect of text difficulty and text presentation speed in a reading task on self-perceived mental workload. Some texts, varying in difficulty, were presented at the reader's own pace and some were presented at a 40% faster pace. Cognitive load predicted values and subjective mental workload experienced were significantly higher when learners read at a fast-imposed speed.

In short, these studies demonstrate the importance of adapting learning tasks, educational content, and instructional strategies to each learner's learning pace to promote an optimal learning experience. These studies also suggest that CBL environments facilitate the personalization of learning methods and processes.

2.2 Personalizing Computer-Based Learning Environments

CBL has created new opportunities for personalized learning in the digital era. Personalizing learning through CBL can help to address the diverse learning needs of each learner by adapting instructional materials to their learning pace and progress. This can help to optimize the ratio of challenge to support explained by the ZPD, to suit each individual learner.

Recent CBL environments studies rely on users' personal and learning data to create algorithms that personalize the learning experience. For example, Xiao et al. (2018) developed a personalized system that recommends learning materials based on an algorithm that combines the student's learning path and learning interests. Results from the pilot testing indicated that their system increased the learning outcomes and the satisfaction level of the learners. El-Sabagh (2021) developed an online learning environment that suggests content based on the student's learning style and adapts the modules based on behavioral data (learning activities, errors, navigation, etc.). They found that the participants who used the adaptive learning environment had better overall performance scores and higher reported levels of engagement compared to the participants who did not.

Ku and Sullivan (2002) also developed an adaptive learning system which adapts mathematical questions based on the learner's interests (favorite foods, sports, etc.) and discovered that the system enhanced the students' learning achievement and had a positive effect on their learning attitude. Finally, Tekin et al. (2015) developed *eTutor*, a personalized online learning platform that learns the best order in which to deliver instructional materials with an algorithm based on the learner's preferences and needs, and uses their feedback input on previously presented instructional contents (such as exam scores and time spent on a course) to adapt the educational material. They found that their system improved performance on assessments and achieved significant savings in the amount of time that students spent learning.

These studies have demonstrated that adaptive CBL environments can have a positive impact on the learner's learning experience. However, their assessment methods do not account for the learner's real-time cognitive load which can substantially affect learning effectiveness and efficiency (Sweller, 1988, 2020).

2.3 Cognitive Load and Measurement Approaches

The CLT postulates the importance of minimizing the mental effort associated with the processing of the instructional design or the learning environment that is unrelated to the learning itself (known as Extraneous Load) (Curum & Khedo, 2021; DeLeeuw & Mayer, 2008), and managing the level of complexity of both the learning material and the learning task itself (also known as Intrinsic Load) (Sweller, 2010), in order to reduce the overall cognitive load and thereby optimize the use of working memory resources (known as Germane Load (Debue & van de Leemput, 2014) or Germane Processing (Sweller et al., 2019)). We refer to this sweet spot as the "Goldilocks Zone" (just as in Karran et al.'s study on sustained attention (Karran et al., 2019)), where the overall cognitive load is optimized to enhance the learning process and increase performances.

The concepts of ZPD and cognitive load are closely linked when it comes to personalizing and optimizing learning experiences. Learning tasks that align with a student's ZPD are less likely to overwhelm them, helping to reduce their Extraneous Load (Schnotz & Kürschner, 2007). In addition, instruction tailored to a learner's ZPD facilitates the learning and minimizes their Intrinsic Load (Schnotz & Kürschner, 2007). In other words, the ZPD makes it possible to evaluate the cognitive abilities of the learner with the aim of avoiding situations of cognitive overload and underload, which lead to poor learning outcomes (Paas et al., 2004).

It is essential to measure and assess the cognitive load of learners to adjust their learning environments and enhance their learning experiences and outcomes. Today, self-reported measures remain the most used method to measure cognitive load in the research and development of various educational technology tools as they offer the learners' perspectives on their experience (Anmarkrud et al., 2019; Brunken et al., 2003; Mutlu-Bayraktar et al., 2019). However, they are unable to objectively and precisely capture and quantify the amount of mental work expended during the learning process (Mutlu-Bayraktar et al., 2019). Self-perceived measures also rely on the learners' subjective awareness and perceptions, which involve a deeper reflection and thought process about their learning experience (Ayres, 2006). In other words, learners must subjectively evaluate their learning experiences and reflect on the cognitive effort and mental processes involved throughout the learning activity, which can be influenced by their level of metacognitive awareness. Even if subjective measures can provide direct insight into a learner's perception of their cognitive load, they do not fully consider the evolution of the learner's cognitive state, which is necessary to tailor instructions to their abilities. Utilizing physiological measurement tools can provide a more precise, reliable and valid continuous assessment and interpretation of cognitive load (Brunken et al., 2003). These tools can measure psychophysiological data such as eye movement data, hormone levels, heart rate variability, and brain activity (Riedl & Léger, 2016).

Among the various tools available for brain imaging, EEG stands out as one of the most used due to its non-invasive, cost-effective, convenient, and accessible features, as well as

its high temporal resolution (Abiri et al., 2019; Antonenko et al., 2010). EEG directly measures fluctuations in the brain's electrical activity to assess and infer mental states. Different cognitive processes are associated with variations in brainwave patterns, specifically in frequency and amplitude fluctuations, synchronization between different neural networks, and Event-Related Potentials (ERPs) in response to different stimuli (Riedl & Léger, 2016). Previous research on cognitive load suggests that theta (θ , 4-7 Hz) and alpha (α , 8-12 Hz) oscillations are associated with task difficulty, with alpha activity becoming desynchronized (or decreased) and theta activity becoming synchronized (or increased) as task difficulty increases (Antonenko et al., 2010; Gevins & Smith, 2003; Klimesch, 1999; Stipacek et al., 2003). Dynamic changes in the alpha activity would mainly take place in posterior regions of the brain, while dynamic changes in the theta activity would mainly take place in frontal regions of the brain (Cavanagh & Frank, 2014; Tuladhar et al., 2007). A previous study used a visuospatial working memory task to investigate if the differences in synchronization of brain activity within and between the frontal and parietal regions result from the varying demands on central executive processes (Klimesch et al., 2005). Results suggest that the synchronized activity within these two regions reflect the executive processes of working memory: when executive demand is high, there is a decrease in anterior coupling in upper alpha (10-12 Hz), and an increase in synchronization in theta between frontal and parietal regions.

2.4 Brain-Computer Interfaces

BCIs enable for direct brain-to-machine communication and interaction, allowing users to manipulate and engage with technology (Gao et al., 2021; Lotte et al., 2018; Zander & Kothe, 2011). BCI research has gained a lot of popularity in the last years due to its potential medical applications (Gu et al., 2021), such as for neurorehabilitation in brain injury, motor disability and neurodegenerative diseases (Abiri et al., 2019; Chaudhary et al., 2016; Daly & Wolpaw, 2008; Pels et al., 2019; Vansteensel et al., 2023), detection and control of seizures (Liang et al., 2010; Maksimenko et al., 2017), and improvement of sleep quality and automatic sleep stages detection (Papalambros et al., 2017; Phan et al., 2019).

A number of studies have also looked at non-clinical applications, such as video games (Ahn et al., 2014; Kerous et al., 2018; Laar et al., 2013; Labonte-Lemoyne et al., 2018; Lalor et al., 2005; Lécuyer et al., 2008), marketing and advertisement (Bonaci et al., 2015; Mashrur et al., 2022; Tadson et al., 2023), neuroergonomics and smart environments (Carabalona et al., 2012; Kosmyrna et al., 2016; Lin et al., 2014; Tang et al., 2018), and work monitoring and safety (Aricò et al., 2016; Demazure et al., 2019; Demazure et al., 2021; Karran et al., 2019; Roy et al., 2013; Venthur et al., 2010). A BCI is classified as a neuroadaptive interface (Riedl et al., 2014) when the real-time adaptations occur on an interface presented on a computer, such as CBL environments.

Most BCIs use EEG to acquire brain signals (Lotte et al., 2018). Depending on the type of research conducted, EEG-based BCIs can be invasive (with electrodes placed directly on the surface of the brain, under the skin of the subject) or non-invasive (with electrodes placed on the scalp of the subject) (Abiri et al., 2019). Invasive EEG-based BCIs have the advantage of measuring higher-quality brain signals since they are in direct contact with the brain, reducing external interference (Daly & Wolpaw, 2008). However, they do require surgery to insert and remove the electrodes which exposes patients to several potential complications (Daly & Wolpaw, 2008; Värbu et al., 2022). In contrast, non-invasive EEG-based BCIs measure brain activity using electrodes placed on the scalp. The major downfall is that these electrodes are subject to several factors that affect the quality of the recorded signal, such as external noise, a weaker electrical signal, and even the physical movements of the subject (Padfield et al., 2019). Nevertheless, non-invasive EEG-based BCIs remain more popular due to their ease of use while still providing a high temporal resolution and a low cost (Abiri et al., 2019; Cohen, 2017; Dimoka et al., 2012; Lotte et al., 2018; Värbu et al., 2022).

In general, brain signals are typically first acquired with an EEG (Lotte et al., 2018), which are then processed through a series of steps including data preprocessing, feature extraction and signal classification (Padfield et al., 2019), before finally being interpreted by the BCI and used for its purpose (Abiri et al., 2019; Lotte et al., 2018).

BCIs can be characterized in 3 main paradigms: active, reactive, and passive. An active paradigm allows users to directly control the system by deliberately controlling their brain activity (Ahn et al., 2014; Angrisani et al., 2021; Zander & Kothe, 2011; Zander et al., 2009). For instance, users can employ mental imagery to imagine motor movements, allowing the system to replicate the intended action on a screen or with an external device, such as a mechanical arm (Steinert et al., 2019). In a reactive paradigm, predetermined actions from the system are initiated when specific brain patterns and signals in response to external stimuli are detected (Ahn et al., 2014; Wang et al., 2019; Zander & Kothe, 2011). Every brain reaction measured following external stimuli is associated with a specific command from the system, making this type of BCI very specific and efficient (Dehais et al., 2022). For example, Chen et al. (2017) used Steady-State Visual-Evoked Potentials (SSVEP) to develop a reactive BCI in a task where users had to navigate to reach a goal location in a two-dimensional environment. SSVEP were detected by the BCI when participants were looking at the sides of a flickering square in the middle of the screen, which allowed to control the direction to the finish point. Finally, in a passive paradigm, brain activity is continuously monitored to differentiate or quantify mental states without any user control, providing feedback as a system response. For example, Karran et al. (2019) developed an EEG-based passive BCI to measure and monitor users' sustained attention in a long-duration business task. The system's feedback consisted of countermeasures in the form of color gradients representing the participant's sustained attention level, and alerts when sustained attention was low as forms of system feedback, with the goal of maintaining sustained attention at an optimal level and improving performance.

Passive BCIs have garnered significant attention in recent years, especially for implementing closed-loop adaptations (Krol & Zander, 2017). In a passive closed-loop BCI, real-time brain activity and adaptive system actions continuously influence each other as part of a biocybernetics loop (Ahn et al., 2014; Krol & Zander, 2017; Pope et al., 1995; Roy et al., 2013; Zander & Kothe, 2011). This dynamic cycle begins when an assessed brain state triggers an adaptive response from the system. The system then provides feedback or adjusts the content to alter the current brain state, and so forth (Krol & Zander,

2017). The aforementioned study by Karran et al. (2019) is an example of a closed-loop BCI, as the system continuously monitors sustained attention and provides feedback according to the level measured, with the goal of influencing the user to increase their sustained attention. This biocybernetics loop continued until the end of the experiment.

2.5 Brain-Computer Interfaces in Educational Contexts

The application of BCIs in diverse settings demonstrates their innovative potential to enhance learning outcomes and empower learners through novel interactions with educational content. However, research on the use of BCIs in educational contexts is limited and inconsistent (Xia et al., 2023). Previous studies have primarily employed passive BCIs to achieve mental state assessments of users as they learn and interact with educational interfaces, in order to subsequently personalize learning according to the data collected (Krol & Zander, 2017). In addition, previous research on cognitive load and adaptive educational interfaces has mainly focused on the complexity of the educational material and the instructional guidance presented to the learner (Kalyuga & Liu, 2015; Mutlu-Bayraktar et al., 2019; Petko et al., 2020). These gaps in the literature have recently prompted researchers to investigate the transformative potential of passive closed-loop BCIs in learning contexts.

For instance, Yuksel et al. (2016) created a passive closed-loop BCI, called Brain Automated Chorales (BACH), which adjusts the difficulty level of piano learning material according to cognitive workload measurements obtained through functional near-infrared spectroscopy (fNIRS). Adaptive measures of the system depended on learners' cognitive workload throughout both the training and learning tasks, which was classified using an algorithm based on a support vector machine classification tool with a linear kernel. The results suggest that the learners' playing speed and performance accuracy improved when learning piano with the BACH system. Additionally, the learners reported a better learning experience with the system and noted that difficulty levels were appropriately adjusted. As a second example, Walter et al. (2017) designed a closed-loop EEG-based BCI that

measures the learner's real-time cognitive workload to adapt the difficulty of arithmetic problems presented on an online learning environment. Cognitive workload classifications were separated into three difficulty levels based on workload state predictions derived from a pre-trained regression model's output. This way, the cognitive workload would be kept in an optimal range for learning. Their study results show that participants who completed the experiment with the adaptive instructions achieved greater learning gains from those who completed the experiment without the adaptive instructions, even though this difference was not statistically significant. As a last example, Kosmyna and Maes (2019) created *AttentivU*, an EEG-based passive closed-loop BCI that measures engagement in real-time and triggers haptic feedback (vibrations from a scarf worn by the learner) when a drop in engagement is detected. The system used the engagement index ratio E modeled from Pope et al. (Pope et al., 1995), which calculated average power of theta, beta and alpha frequency components derived from a Power Spectral Density over 5-second sliding windows and returned a smoothed engagement index every 15 seconds to the application. The two studies conducted with *AttentivU* yielded results indicating that haptic biofeedback from the BCI redirected learners' engagement to the task, resulting in enhanced performance on comprehension tests.

These studies all highlight the important need to adapt and personalize learning to each learner and demonstrate the feasibility of closed-loop BCI systems within educational contexts. Therefore, a passive closed-loop BCI system would assist students in their learning tasks by using their mental states as implicit input to adapt an interface and ultimately enhance and optimize the learning experience (Brunner et al., 2015).

2.6 Hypotheses Development

To address the gaps in the current literature, this study aims to investigate the effects of an EEG-based passive closed-loop BCI on the learning experience in a memory-based learning task.

First, we aim to investigate if adapting the speed of information provision according to the learner's real-time cognitive load levels would enhance the learning process with the following research question: "*Does adapting the learning speed of a memorization-based pedagogical activity to the learner's real-time cognitive load using an EEG-based passive BCI enhance the learning experience?*". We hypothesize that (H1) neuro-adaptivity enhances the learning experience compared to the absence of neuro-adaptivity. In this study, we define the learning experience as a combination of both objective and subjective measures of cognitive and emotional state, specifically focusing on learning gains, self-perceived mental workload, self-perceived cognitive absorption, and satisfaction.

Learning gains represent the amount of knowledge learned and memorized throughout the course of the experiment. They enable us to objectively determine whether the BCI facilitates learning and to assess its pedagogical impact on the learning process. Past research suggests that rapid learning gains may be associated to increased cognitive load, whereas slower learning gains may be associated to reduced cognitive load, both of which may have a detrimental effect on the learning experience (Petko et al., 2020). Nonetheless, rapid acquisition of knowledge translates into greater learning efficiency in the context of this study. Therefore, we postulate that the effectiveness of learning can be improved by adjusting the pace of learning in real-time to match the learner's objectively measured cognitive load, resulting in greater learning gains. We hypothesize that (H1a) neuro-adaptivity leads to greater learning gains compared to the absence of neuro-adaptivity.

Although our BCI objectively measures cognitive load with an EEG to adjust the presentation speed of the instructional material, it remains important to comprehend how learners subjectively perceived their mental workload during the experiment. This understanding is crucial for gaining insights into learners' experiences. Thus, integrating an objective measurement for the operation of the BCI with a learner-reported subjective measurement presents a more comprehensive approach to evaluating the learning experience. Self-perceived mental workload refers to the subjective mental effort required to complete the learning task and its impact on the experience (Hancock & Meshkati, 1988). In other words, it refers to the learners' perception of the demands imposed by the

task on their mental resources. In this study and according to the CLT, higher perceived mental workload translates in a less optimal learning experience as participants expend more mental effort to complete the task, ultimately leading to reduced learning ease (Sweller, 1994). Therefore, we hypothesize that (H1b) neuro-adaptivity reduces self-perceived mental workload compared to the absence of neuro-adaptivity.

Derived from Csikszentmihalyi's theory of flow (Csikszentmihalyi, 1975; Csikszentmihalyi, 2014), cognitive absorption is described as a state of total immersion when performing a task, characterized by high levels of engagement and focus, often to the point of losing track of time and surroundings (Agarwal & Karahanna, 2000). In a CBL context, the learners' cognitive abilities are at their greatest when they are absorbed in a task, enabling them to comprehend ideas and information in ways that conventional learning may not always accomplish (Agarwal & Karahanna, 2000). Previous studies have shown that higher levels of cognitive absorption while completing CBL tasks lead to higher levels of satisfaction and better perceived ease of use and usefulness of the learning tool (Saadé & Bahli, 2005; Salimon et al., 2021). Therefore, we hypothesize that (H1c) neuro-adaptivity generates a higher level of self-perceived cognitive absorption compared to the absence of neuro-adaptivity.

Learner satisfaction reflects the degree to which learners feel engaged, satisfied, and fulfilled with their learning experiences (Martin & Bolliger, 2022; Wickersham & McGee, 2008). Past research has shown that learner satisfaction leads to greater learning outcomes, improved information retention, and ultimately, a lifelong love of learning (Martin & Bolliger, 2022). Therefore, we hypothesize that (H1d) neuro-adaptivity generates a higher level of self-perceived satisfaction of the learning experience compared to the absence of neuro-adaptivity.

Secondly, we aim to enhance our research by investigating the role of motivation on the learning experience during BCI utilization. Numerous studies have demonstrated the importance of motivation in achieving academic success. Recently, some research has focused on motivation in CBL environments (Hu et al., 2016; Lepper & Malone, 2021;

Nikou & Economides, 2016). However, to our knowledge, there is limited research on motivation and neuro-adaptive learning utilizing a passive closed-loop BCI. Therefore, we aim to investigate the role of motivation in the adaptive learning process with the following research question: *“To what extent is motivation a necessary condition for effective BCI adaptation?”*.

In general, learners are more likely to be actively engaged and motivated when the learning experiences that are provided are specific to their ZPD (Shabani et al., 2010; Vygotsky & Cole, 1978). The Self-Determination Theory (SDT) investigates the motivations of individuals in varying social contexts and situations (Richard M Ryan & Edward L Deci, 2000). It identifies two types of motivation: intrinsic and extrinsic (Richard M Ryan & Edward L Deci, 2000). When a learner is intrinsically motivated, they will tend to learn naturally, usually with interest and enjoyment, because of the benefits that the subject matter can bring (Richard M. Ryan & Edward L. Deci, 2000). In other words, they will engage in learning for the activity itself or because it is personally rewarding. From a ZPD perspective, tasks that align with the student's current abilities while providing an appropriate level of challenge and support foster intrinsic motivation (Brophy, 1999) and cultivate a heightened sense of achievement and personal development (Hardjito, 2010). In this manner, being in the right ZPD “level” is expected to enhance both learning and cognitive interest, by increasing curiosity, comprehension, and engagement with the learning topic (Harp & Mayer, 1997; Kidd & Hayden, 2015; Murayama, 2022; Trif, 2015). In general, intrinsic motivation is the type of motivation that should be sought for successful learning due to its positive impact on learning effectiveness (Fredricks et al., 2004; Guay & Vallerand, 1996). However, since intrinsic motivation is closely related to the learner's personal traits, driven by personal interests and internal factors (Richard M Ryan & Edward L Deci, 2000) and can be difficult to influence (Richard M. Ryan & Edward L. Deci, 2000; Ryan & Deci, 2020), it may be more feasible to enhance the learning experience through extrinsic motivation. Extrinsic motivation occurs when a learner compels themselves to learn in order to obtain a reward or avoid consequences (Richard M. Ryan & Edward L. Deci, 2000). Extrinsic incentives have been demonstrated to enhance learning performance by improving attention (Anderson, 2016; Small et al., 2005), effort

(Schwab & Somerville, 2022), and working memory (Wimmer & Poldrack, 2022). For instance, acknowledgment and recognition from peers or teachers and constructive feedback have been suggested to reinforce positive learning experiences (Ryan & Deci, 2020). A recent study from Xu et al. (2021) revealed that using motivational prompts to influence students' beliefs about their ability to develop and increase cognitive skills through practice decreased their perceived cognitive load levels while increasing retention and transfer scores. Such findings suggest that extrinsic motivators can support intrinsic motivation, enabling students to remain motivated and persistent in their educational endeavors (Richard M. Ryan & Edward L. Deci, 2000).

Extrinsic rewards, such as prizes, incentives, or monetary compensations, can also serve as an additional driving force for performance and advancement, complementing intrinsic motivation. If used appropriately, these types of extrinsic rewards can be used to reinforce good behaviors, promote a growth attitude, and enhance student engagement (Schildberg-Hörisch & Wagner, 2020). Past research suggests that offering monetary incentives for accomplishing academic tasks or reaching learning objectives could motivate students to remain interested, engaged, and dedicated to their learning, resulting in greater learning outcomes (Festinger et al., 2009; Gong et al., 2021; Rousu et al., 2015). A recent study from Gong et al. (2021) showed that overall learning engagement and performances in Massive Open Online Courses (MOOCs) were improved when students were given a high financial incentive, as opposed to a small one, which had no effect. Interestingly, performance and engagement levels remained high despite the withdrawal of financial incentives, and these effects extended to other courses taken in the same semester as well as the following semester.

Therefore, in light of the literature, we will use extrinsic motivation in the form of a financial incentive to answer our research question. We hypothesize that (H2) motivation moderates the effect of neuroadaptation by increasing its effectiveness and perception of an optimal learning environment when compared to the neuro-adaptive interface alone. More precisely, we hypothesize that (H2a) adding motivation to neuro-adaptivity helps to achieve greater learning gains compared to neuro-adaptivity alone; (H2b) adding

motivation to neuro-adaptivity reduces self-perceived mental workload compared to neuro-adaptivity alone; (H2c) adding motivation to neuro-adaptivity generates a higher level of self-perceived cognitive absorption than neuro-adaptivity alone; (H2d) adding motivation to neuro-adaptivity generates a higher level of self-perceived satisfaction of the learning experience compared to neuro-adaptivity alone.

3. Materials and Methods

3.1 Participants

A total of fifty-five participants took part in our study (27 ± 7.92 years old, 28 female). Thirty-six participants were university students, while nineteen were not but still took online classes or trainings either for professional or personal pleasure purposes on a regular basis. All participants were recruited from the existing recruitment panel database of our lab by e-mail. Inclusion criteria included being at least 18 years old, neurotypical (i.e., no brain condition or developmental problem), right-handed, speaking and understanding French due to the nature of the task, and using a computer on a regular basis. The handedness was validated before the experiment with the Edinburgh Handedness Inventory (Caplan & Mendoza, 2011), and all other inclusion criteria were validated through the screening questionnaire. All participants had normal or corrected-to-normal vision. None of the subjects had been exposed to the experiment before their participation. They were offered a 100\$ (Canadian dollars) compensation by online bank transfer for their participation. All signed a detailed consent form before completing the study. The study was initially approved by our institution's ethics committee under the certificate number 2023-5071.

3.2 Experimental Design

3.2.1 Experimental Conditions

Three groups were used in this single-blind experiment, which used a between-subjects design. Each participant was assigned a number based on their enrollment order in the

experiment, a number that was randomly assigned to one of the three conditions prior to data collection. To reduce the potential for bias, participants were unaware of which condition they had been assigned to. The conditions refer to the type of Interactive User Interface (IUI) used by participants to complete the experiment (regular or adaptive), as well as the presence (or absence) of the motivational factor.

For participants assigned to the control condition, referred to as the *Control (C)* group ($n = 17$), the BCI provided no adaptivity and participants did not have the motivational factor. Consequently, participants completed the experiment on the regular IUI, where a fixed learning rhythm was imposed by presenting the constellations at the same pace across the experiment. Participants in the *Adaptive without motivation (A)* group ($n = 22$) performed the experiment on the neuroadaptive IUI but without the motivational factor. Finally, participants in the *Adaptive with Motivation (AM)* group ($n = 16$) performed the experiment on the neuroadaptive IUI similarly to the A group, and with the addition of the motivational factor. As intrinsic motivation can be challenging to influence (Richard M. Ryan & Edward L. Deci, 2000; Ryan & Deci, 2020), numerous learning technologies aim at extrinsic motivation by setting goals or by offering various types of rewards to increase learning performance. As mentioned in *Section 2.6*, past research suggests that monetary incentives can serve as an effective motivator to enhance a learning experience. Therefore, this group of participants was offered an external incentive, in the form of a cash prize drawing, to test our second hypothesis (H2). The number of entries in the draw was based on the participants' overall performance in the learning task, with higher averages of correct answers resulting in a greater chance of winning the money. Based on Gong et al.'s study findings (2021), the financial incentive had to be significant or high enough to enhance students' engagement and performance levels. Therefore, the prize was a \$200 Visa prepaid gift card.

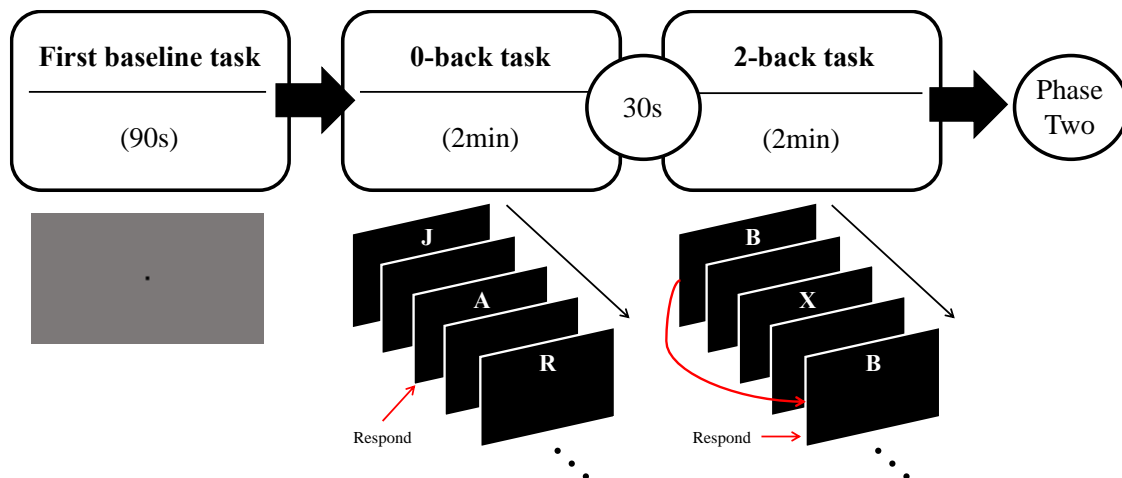
3.2.2 Phase One: Calibration

As illustrated in Figure 5, the first part of the calibration phase consisted of a 90s baseline task, used for post-hoc analyses, where participants had to stare at a black square in the middle of a grey screen. The second part of the calibration phase consisted of an n -back

task to estimate personal thresholds of high and low cognitive load values. The determined thresholds were then integrated into the BCI model to personalize the classifier's thresholds and limits (see *Sections 3.2.4* and *3.3.2*), if the learner had been assigned to one of the two adaptive groups.

The n -back task was selected due to its common usage in literature for manipulating memory load, as it is a proxy for cognitive load (Brouwer et al., 2012; Grimes et al., 2008; Wang et al., 2016). This task was also selected due to its resemblance to the learning task of the experiment (see *Section 3.2.3*), which requires memory and recall of visual stimuli. In the n -back task, participants are required to assess whether each stimulus in a sequence corresponds to the stimulus presented n items earlier (Hogervorst et al., 2014). As n increases, the n -back task becomes more challenging and puts a strain on working memory. Therefore, we administered a two-minute 0-back task to assess personal low cognitive load levels, and a two-minute 2-back task to assess personal high cognitive load levels, both separated by a short break of 30 seconds. For both tasks, each stimulus (letter) was presented for one second, followed by a two-second intertrial interval. This resulted in a new letter being presented every three seconds, totaling 40 iterations.

Figure 5 - Phase 1: Calibration Task



3.2.3 Phase Two: Learning Task

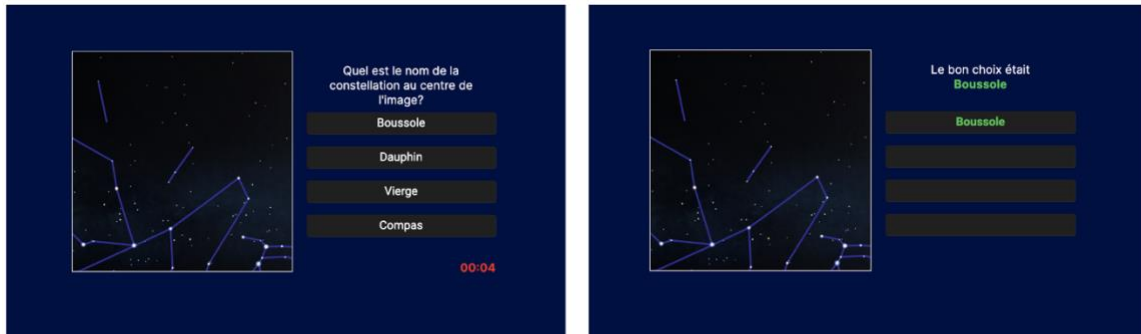
The process of learning entails the acquisition, processing, and storage of information in a way that makes it accessible for future use (Baddeley, 1992). This occurs through a dynamic interplay between the working memory and the long-term memory that enables the flow of information based on cognitive task demands (Baddeley, 1992). One of the most frequent learning tasks in higher education involves memorizing course material for exams and practical application due to the sheer quantity of information that must be learned within a limited time frame. To test our hypotheses, we adapted an existing memorization-based learning task from Riopel et al.'s (Riopel et al., 2017) constellation memorization study.

Star constellations were chosen as the learning topic for two reasons. First, university students typically possess a low level of prior knowledge about the subject. Second, even the most knowledgeable individuals find it easy to encounter unfamiliar material. For these reasons, our learning experiment took inspiration from Riopel et al.'s (Riopel et al., 2017) constellation memorization study. The study required participants to select the correct name of a constellation from three options associated with an image of one of the 88 constellations. The purpose was to examine the learning, forgetting, and spacing curves in online learning. This allowed us to design a valid task that could promote learning while inducing changes in cognitive load.

As indicated in Figure 6, participants were instructed to memorize as many constellations as possible by associating the presented constellation image with its corresponding name from a choice of four multiple-choice answers. The correct answer (feedback) was displayed after each question, regardless of whether it was answered correctly or not. Previous research has indicated that providing the correct answer to a question, regardless of whether it was already answered correctly, is essential in enhancing the retention of information and avoiding future mistakes (Butler et al., 2008; Kulhavy, 1977). The instructions remained the same throughout the learning task, which contained four blocks (i.e., trials) of questions, separated by short breaks of 30 seconds (see *Section 3.2.5*). Participants needed to memorize a total of 32 constellations, each presented twice per

block. The sequence of constellation presentation was pre-randomized before data collection and remained the same for all participants. However, the correct answer's position among the four multiple-choice options and the three other incorrect constellation names were randomized. The regular and adaptive IUI had the same visual aspect.

Figure 6 - Example of a constellation from the learning experiment, presented on the interface



1. Example of a constellation image with the four multiple-choice answers. The timer on the bottom-right indicates the amount of time left to answer the question.

2. Once the time is up, the correct answer is immediately shown (answer feedback).

3.2.4 Model of Adaptivity and Cognitive Load Classifications

The adaptive model used in our study was inspired by Karran et al.'s (2019) adaptive model of sustained attention, which measures the participant's current sustained attention level while accounting for fluctuations in sustained attention over time. However, the operator's sustained attention level is replaced by the learner's cognitive load level in our study. We chose this model because it helps to understand fluctuations in cognitive load while completing lengthy learning tasks and includes the concept of the *Goldilocks Zone*, which represents the ZPD. The model facilitates the promotion of an optimal cognitive load level, which isn't too high or too low, through a fluid and dynamic approach to enhance learning gains over time.

EEG analysis between the 0-back and the 2-back tasks controlling the False Discovery Rate (FDR, $q = 0.05$) of 17 pre-tests demonstrated a significant decrease in alpha-band activity within the parietal, occipital, and right temporal regions. However, the same

analyses with a Bonferroni correction suggested a significant decrease in alpha-band activity at the P7 electrode. Consequently, we exclusively used the P7 electrode when computing the cognitive load index, which aligns with current literature (see *Section 2.3*). To calculate the cognitive load, we used an index based on average alpha-band power in the parietal cortex (electrode P7) during 6-second sliding windows with no overlap.

$$CL_{current} = P_{alpha,i}$$

Where $CL_{current}$ represents a new real-time index value, i.e., the current cognitive load level, by calculating the alpha-band power activity during the i -th 6-second sliding window, denoted by $P_{alpha,i}$.

As described in *Section 3.2.2*, the n -back task was used to determine baseline cognitive load thresholds. Specifically, cognitive load averages for the 0-back and 2-back tasks were calculated separately using the cognitive load index. This resulted in the creation of two thresholds, which represent “low average” and “high average” cognitive load. In addition, the average cognitive load for the entire n -back task was calculated.

$$\overline{CL}_{0back} \text{ and } \overline{CL}_{2back} = \frac{\sum_{i=1}^N CL_{current}}{N}$$

$$\overline{CL}_{nback} = \frac{CL_{0back} + CL_{2back}}{2}$$

Where \overline{CL}_{0back} and \overline{CL}_{2back} denote the average cognitive load for the 0-back or the 2-back task respectively. N represents the total number of 6-second sliding windows during the task, used to calculate the average of the task. $CL_{current}$ represents the real-time cognitive load level, i.e., a new real-time index value, calculated with the cognitive load index. Finally, the average cognitive load level is calculated using the 0-back and 2-back task thresholds, denoted by \overline{CL}_{nback} .

During the learning experiment, the real-time index values were stabilized using a 60-second sliding window that dynamically adjusted the average cognitive load over time. In other words, decisions on cognitive load classifications were made every 6 seconds and were based on the index compared with a moving average of the previous 60 seconds, or the last 10 data points. This ensured that the classification would adjust to changes in the user's cognitive state throughout the experiment. Additionally, analysis of the 17 pre-tests indicated a 125% increase in the amplitude of the alpha-band signal during the learning task compared with the n -back task. These results suggest that the thresholds should be 1.25 times higher than the average values obtained in n -back. Therefore, resulting cognitive load value exceeding the “high average” threshold would result in a classification as “2” in the BCI system, indicating a high cognitive load level. Conversely, a resulting cognitive load value below the “low average” threshold would classify as “0” in the BCI system, indicating a low cognitive load level. Finally, when the resulting cognitive load value fell between the “high average” and “low average” thresholds, it would be converted to a “1” classifier in the BCI system, indicating an optimal level of cognitive load.

$$MA_i = \frac{\sum_{j=i-9}^i CL_{current}}{10}$$

$$Class0 = MA_i \times \left(\frac{\overline{CL_{0back}}}{\overline{CL_{nback}}} \right) \times 1.25$$

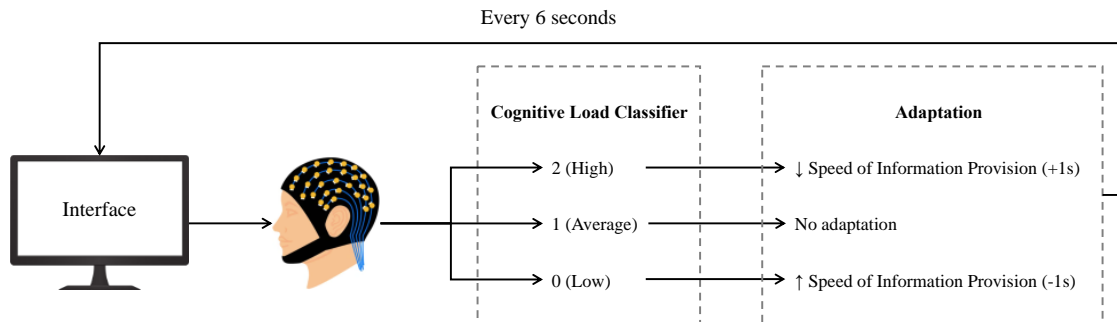
$$Class2 = MA_i \times \left(\frac{\overline{CL_{2back}}}{\overline{CL_{nback}}} \right) \times 1.25$$

Where $CL_{current}$ represents the real-time cognitive load value, calculated with the index. Therefore, MA_i represents the moving average of the last 10 cognitive load values at time i . The factor of 1.25 represents the adjustment of the threshold according to the results obtained in the pre-tests.

3.2.5 Adaptive Rules of the Interface and Specifications

During the learning experiment, the adaptive IUI adjusted the speed of information provision (Figure 7). More specifically, when high cognitive load classifiers (“2”) were received, the interface decreased the speed of information provision. This allowed the participant more time to answer the question and more time to process the correct answer. In contrast, when low cognitive load classifiers (“0”) were received, the interface increased the speed of information provision by allowing less time to answer the question and less time to display the correct answer. However, no adaptation occurred when average cognitive load classifiers (“1”) were received, as they represented an optimal cognitive load level. Following ZPD theory, we posit that these time adaptations would allow the learner to remain in their ZPD, leading to better learning outcomes.

Figure 7 - Adaptive rules of the BCI system



While being relevant enough to induce a change in the user's brain state, changes in the speed of information delivery had to be reasonably subtle so as not to interfere with the learning task. Therefore, the constellation questions and the feedbacks were first displayed for 5 seconds each as a baseline. The speed of constellation questions and answer feedbacks was adjusted using 1 second increments, ranging from a minimum of 3 seconds to a maximum of 8 seconds each. The 5-second baseline and the 8-second maximum time were determined based on the pre-tests. Through these pre-tests, we found that presentations exceeding 8 seconds are too lengthy, resulting in an unnecessary amount of time to respond. Furthermore, this translates into a significant decrease in engagement, focus, and interest in the learning experiment, which is consistent with the current literature (Beck,

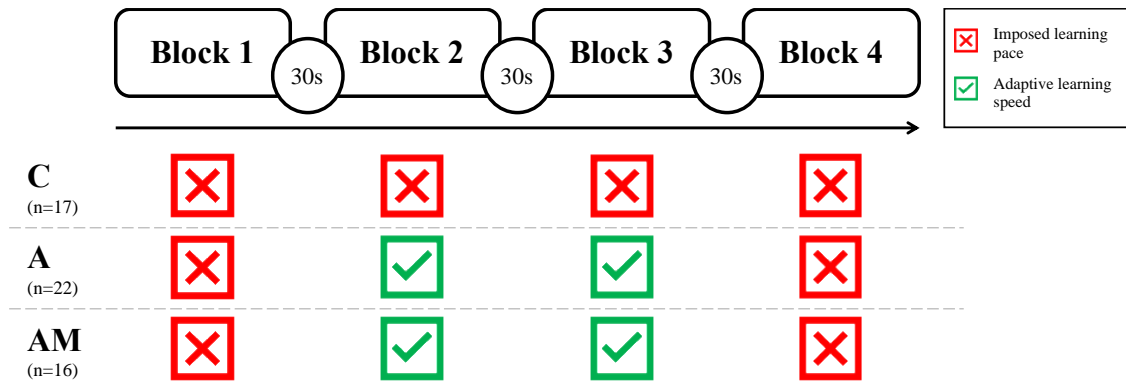
2005; Chipchase et al., 2017). In addition, following several trials, participants responded within approximately 5 seconds and did not display any signs of disinterest. As a result, the baseline time was established at 5 seconds. The minimum time was set at 3 seconds to prevent the BCI system from getting confused between the brain's processing of new information and high cognitive load levels (Anderson et al., 2011; Rosso et al., 2001; Vijayalakshmi et al., 2015). Finally, both the constellation question and the feedback were presented for the same length of time to ensure adequate time for participants to respond and process the correct answer. For example, if the question was displayed for 4 seconds, the feedback would also be displayed for 4 seconds.

As illustrated in Figure 8, the learning task involved four blocks separated by 30-second breaks. For the C group, the questions and their associated feedback were presented at a consistent pace for all four blocks, set to the baseline time of 5 seconds. For the A and AM groups, completing the experiment on the adaptive IUI, the speed of information provision in the second and third blocks was adjusted according to the cognitive load classifiers received by the BCI. However, the first and last blocks remained unadapted to isolate the learning effect over a fairly long task duration. To allow the participants from these two groups to re-engage with the experiment following the short breaks, no adaptation took place during the first 30 seconds of the two adaptive blocks. In other words, the constellations presented during the first 30 seconds (i.e., the first 3 constellations) of the second and third blocks for these groups were presented at the baseline speed, i.e., 5 seconds for the question and 5 seconds for the feedback.

No adaptation occurred while a constellation and its correct answer were displayed. This way, if a high or low cognitive load classifier was received from the BCI during a constellation presentation, any change in the speed of information provision would only affect the next constellation to avoid confusing the learner. A countdown timer was clearly displayed below the multiple choices to assist participants in managing their expectations. This helped to prevent the creation of unnecessary stress during short response times and losing interest or focus during longer response times (Ghafurian et al., 2020). Finally,

neither correct nor incorrect answers influenced the speed of the information's presentation; only the cognitive load classifiers could increase or decrease the speed.

Figure 8 - Adaptivity of each block for each group



3.3 Apparatus

3.3.1 Interactive User Interface

The constellation learning IUI was presented to the participants on a 22-inch Lenovo LED monitor (T2254) with a resolution of 1680 x 1050p and a refresh rate of 60Hz, running on a Windows PC and equipped with a keyboard and a mouse. Participants were seated approximately 25 inches from the computer screen. The IUI was developed as a dynamic Web application with AngularJS and was presented on Google Chrome in full screen mode. A rule engine was implemented in the Web application to enable switching between the experimental (adaptive IUI) and control (regular IUI) conditions. Adaptive rules (see Section 3.2.5) were stored in a JSON file and loaded automatically upon selection of the experimental condition. When either condition was selected, a unique link was created for each participant that led to the appropriate interface version and created placeholder database entries to store the data. This data could be extracted directly from the IUI as a JSON file for subsequent analysis.

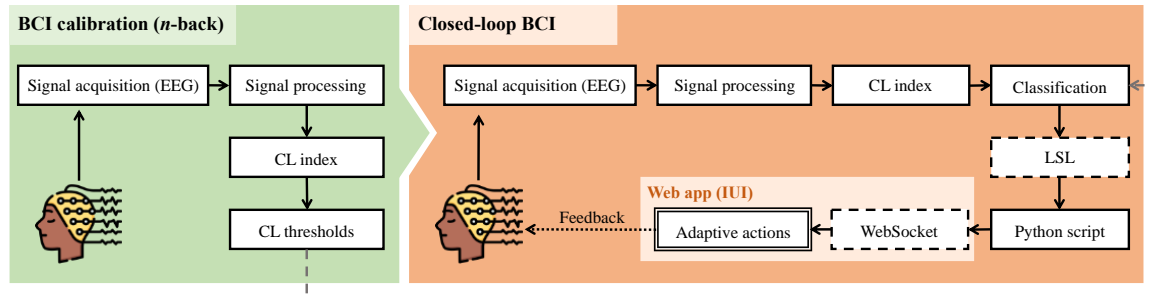
3.3.2 BCI System

The BCI model was created using Simulink and MATLAB (version R2021b, Mathworks, MA) with the g.HIsys environment (g.tec medical engineering GmbH, Austria), which enables high-speed online data processing. The BCI system ran on a Windows PC operated by the researchers. Upon opening the BCI model, a folder was created for each participant number to store EEG data. The n -back task was integrated and directly accessible from the Simulink model. The individual cognitive load thresholds were stored in the participant's folder and could be downloaded into the BCI model upon completion of the n -back task.

The BCI system operated in a closed-loop mode by continuously measuring cognitive load and adapting the speed of information provision on the adaptive IUI (Figure 9). The BCI initially acquired and processed the signal, extracting alpha-band activity features from the P7 electrode. The extracted features were used to compute the cognitive load values using the index. These stabilized values were compared to the dynamic thresholds, resulting in classification into three levels: 0, 1, and 2. The classifiers were then transmitted to a Python script every 6 seconds using Lab Streaming Layer (LSL). The script transmitted the classifiers to the interface every six seconds through WebSocket communication. Subsequently, the classifiers were submitted to the rule engine for triggering the appropriate adaptive actions.

While only the activity within the alpha band of the P7 electrode was considered in the computation and categorization of cognitive load, the BCI system was able to monitor the overall brain activity. The BCI stored the filtered P7 signals and the raw EEG data in two distinct files, which could be retrieved from the participant's folder for post-hoc analyses. Finally, the BCI enabled real-time viewing of EEG signals during the calibration and learning tasks to monitor the signal quality and potential artifacts.

Figure 9 - BCI system operation

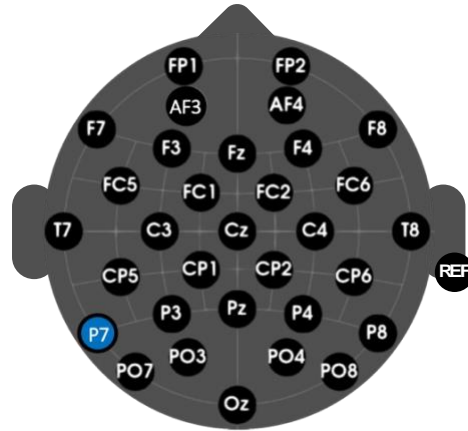


Note. CL is used here to represent Cognitive Load.

3.3.3 EEG Real-Time Processing

Brain activity was continuously sampled with the active, 32-channel wireless and gel-based g.Nautilus Research EEG headset with g.Scarabeo electrodes (g.tec medical engineering GmbH, Austria) (refer to Figure 10 for electrode positioning). The EEG amplifier was secured in a holder shell at the back-bottom of the cap and fixed with Velcro. Various cap sizes were available ranging from small to large to ensure a proper fit for the participants. The real-time sampling rate was set to 250Hz. Bandpass (0.5Hz – 30Hz) and Notch (58Hz – 62Hz) filters were applied in real-time as well. Each electrode was equipped with an amplifier to enhance signal quality, minimize artifacts, and reduce signal degradation. All electrodes were referenced to a reference electrode placed on the participant's right earlobe to aid in common-mode rejection, which minimizes unwanted signals that are common to all electrodes.

Figure 10 - Electrode positioning of the EEG cap



Note. The electrode used to calculate the cognitive load index is P7, indicated in blue in the figure. The reference electrode is placed on the participant's right earlobe and is denoted as "REF".

3.4 Instruments

Questionnaires were administered to the participants on Qualtrics (Qualtrics, Provo, UT) via anonymous links. Prior to completing the questionnaires, participants were required to enter their participant number. Responses from all participants were merged into a single Excel document for analysis. Table 2 presents a summary of the questionnaires used in this study, including the degree of internal consistency for questionnaires with multiple items, which was assessed via Cronbach's alpha (α).

Tableau 2 - Questionnaires used in the study, with Cronbach's alpha measure for multiple-item questionnaires

Measure	Questionnaires used	Items	Cronbach's alpha
<i>Before the experiment</i>			
Age	Open field to enter age (in years)	1	--
Gender	Gender identity between male, female, other, prefer not to answer	1	--
Learner Status	Yes or No question	1	--
Prior Level of Interest	10-point Likert scale	1	--
Knowledge on Constellations	Short, Reliable Measure of Subjective Knowledge questionnaire (Flynn & Goldsmith, 1999)	10	0.772
<i>After the experiment</i>			
Self-Perceived Usability of Interface	System Usability Scale (Brooke, 1996)	10	0.798
Self-Perceived Mental Workload	NASA-TLX (Hart & Staveland, 1988)	6	0.715
Self-Perceived Cognitive Absorption	Cognitive Absorption questionnaire (Barki et al., 2008)	15	0.840
Self-Perceived Satisfaction	5-point Likert scale (Kiradoo, 2019)	1	--

3.4.1 Pre-Test Questionnaire

The pre-test questionnaire collected demographic information and assessed participants' prior knowledge and interest level in the learning topic. This made it possible to help understand potential differences between groups of participants. First, the questionnaire requested participants to enter their age (in years) and indicate the gender to which they identify to. Then, the learner status (whether the participant is a student or not) was evaluated through a simple Yes or No question. Answers were converted in binary data, where 0 represented No and 1 represented Yes. The prior level of interest in the learning topic was assessed with a 10-point Likert scale where 1 represented “No interest” and 10

represented “Very great interest”. Finally, the level of knowledge on the learning topic was assessed with a 10-item questionnaire adapted from Flynn and Goldsmith (Flynn & Goldsmith, 1999). Items were adapted to the learning topic and were evaluated using a Likert scale ranging from 1-7, where 1 represented “Strongly disagree” and 7 represented “Strongly agree”. All items were averaged to create individual overall scores, where the higher the scores, the higher the prior level of knowledge. The internal consistency analysis revealed an acceptable but almost questionable Cronbach’s alpha value ($\alpha = 0.709$). Therefore, the second item has been discarded to increase the internal consistency to a higher, more acceptable level ($\alpha = 0.772$).

3.4.2 Post-Test Questionnaire

The self-perceived mental workload was evaluated after the experiment with the raw NASA-TLX questionnaire (Hart & Staveland, 1988), composed of six dimensions: mental demand, physical demand, temporal demand, performance, effort, and frustration. Each dimension was represented by a single item. Participants were asked to complete the six items based on their learning experience. All dimensions were measured using slidable cursors on continuous scales ranging from 0 to 100. The obtained scores were rounded in post-hoc analyses to fit the questionnaire's original calculations and interpretations (Hart, 1986). This allowed for an overall mental workload score to be obtained, as well as individual observations of each dimension (Galy et al., 2018). The NASA-TLX was adapted from Sharek’s (2011) online tool version to fit the online questionnaire format. The Cronbach’s alpha calculations revealed a questionable level of internal consistency ($\alpha = 0.689$). Thus, the physical demand dimension was dropped to achieve an acceptable level of internal consistency ($\alpha = 0.715$). Dropping an item is acceptable when using the raw NASA-TLX (Colligan et al., 2015; Hart, 2006).

The self-perceived cognitive absorption was measured after the experiment using an adapted version of the Cognitive Absorption questionnaire (Barki et al., 2008). This questionnaire covers the 5 dimensions described by Agarwal and Karahanna (2000) to properly assess cognitive absorption: temporal dissociation (losing track of time, sense of time distortion), focused immersion (experiencing total immersion, ignoring external

stimuli), heightened enjoyment (strong sense of enjoyment and pleasure), control (perception of control on the interaction with the learning technology) and curiosity (sense of curiosity and interest when learning), with 3 items per dimension. Items were measured with 7-points Likert scales, where a score of 1 represented “Strongly Disagree” and a score of 7 represented “Strongly Agree”. An overall average score and an average score of each dimension were calculated and interpreted. Finally, the internal consistency analysis showed a good Cronbach’s alpha value ($\alpha = 0.840$), meaning that no items had to be discarded.

The self-perceived satisfaction was measured with a simple 5-point Likert scale inspired from the original Customer Satisfaction Score (CSAT) (Kiradoo, 2019), where a score of 1 represented “Not at all satisfied” and a score of 5 represented “Very satisfied”.

Finally, subjective usability is described as the user’s perception of how simple and effective it is to use the learning interface. It encompasses three dimensions: effectiveness, efficiency, and satisfaction (ISO 9241-11). The learning experience and outcomes are significantly impacted by the self-perceived usability of the learning interface, according to past research (Vlachogianni & Tselios, 2022). In our study, the self-perceived usability of the IUI was measured to ensure that the observed effects were not confounded by a difference in the perceived usability of the interface. In other words, it was important to find no significant differences between the groups in the self-perceived usability, to ensure that it did not influence the results differently for each group. The self-perceived usability of the IUI was measured with the 10-item System Usability Scale (SUS) (Brooke, 1996). All items were evaluated on a 1-5 Likert scale where 1 represented “Strongly disagree” and 5 represented “Strongly agree”. All items were then converted to scores ranging from 0-100 using the questionnaire’s original score calculation guidelines (Brooke, 1996). The internal consistency analysis revealed a very acceptable Cronbach’s alpha value ($\alpha = 0.798$), indicating that no items needed to be discarded.

3.4.3 Learning Gains

To measure the evolution of the learning gains throughout the experiment, the participants' answers to all questions for the learning task were extracted as a JSON file directly from the IUI after the experiment. A score of 1 was assigned for each correct answer, while an incorrect or missing answer received a score of 0. All scores were compiled into a single Excel file that identified the participants by their participant number and grouped their performance data by block. Finally, learning gains for each participant were calculated by subtracting the scores of block 1 from the scores of block 2, block 3, and block 4.

3.5 Procedure

An average participant's session lasted approximately two hours from start to finish. First, the research team greeted the participants and provided an explanation of the study. Participants were required to sign a consent form indicating that there were no risks involved and that they had the freedom to withdraw from the study at any moment. They were also asked to complete a compensation form to receive their compensation via bank transfer in the coming days.

The experiment took place in a Faraday cage set up in the laboratory to protect the EEG signal from external electromagnetic interferences. Additionally, the cage was soundproofed to reduce ambient sound, allowing the participants to be less distracted. The researchers monitored the experiment in the adjacent room through a one-way mirror and shared computer screens, and could interact with the participants through a microphone. In this data collection room, a chair was positioned in front of a computer screen, a keyboard, and a mouse, which were placed on a table diagonally across from the one-way mirror. The participant was escorted to the data collection room and asked to complete the pre-test questionnaire in Qualtrics. Shortly after, their head measurements were taken to fit them with the appropriately sized EEG headset, which was installed by a trained member of the research team. Once the amplifier was turned on and connected via Bluetooth to the computer, gel was inserted into each electrode and impedances were checked in a regular Simulink model. The signal quality was then verified in real-time through a short, unnamed

EEG recording, which was deleted shortly after. Following this, the researchers opened the BCI model in Simulink and created the participant's file to save their EEG data. Consequently, the correct type of interface (regular or adaptive) was selected in the IUI by the researcher according to the participant's number, which created the participant's file in the learning interface.

Participants began with the calibration phase, consisting of the 90-second baseline task, followed by the n -back task to personalize cognitive load thresholds. The calibration phase was directly followed by the learning task, where participants first had to read the study instructions on the IUI's landing page and wait for the researchers' signal to start the task. They were asked to sit in a comfortable position for the duration of the task and to limit as much as possible head and body movements. They were also told that their overall performances were evaluated and that they had to aim for the highest score possible. Participants could then start the task, which consisted of 4 blocks separated by 30-second breaks.

After the experiment, the participants were asked to complete a post-test questionnaire in Qualtrics. They were then removed from the electrode helmet. Finally, participants were thanked for their participation and escorted out of the laboratory.

4. Data analysis

All statistical analyses were performed using R Studio (version 1.4.1103) from R (version 3.6.3). First, the adaptive measures from blocks 2 and 3 of the learning task, which were derived from real-time cognitive load values, were imported and organized in R. Descriptive analyses of these adaptive measures were performed using the *jamovi* package (version 1.2.23) in R Studio. Then, data from the questionnaires was imported in R and cleaned-up by reversing some of the items. Different datasets were created to have one dataset per questionnaire. Cronbach's alphas for multiple-item questionnaires were then

calculated using the *psych* package (version 2.0.12). On the other hand, performance scores were averaged for each block and for each group. The learning gains were then calculated to evaluate the evolution of the learning gains throughout the experiment. The wide-format table was then transformed into a long-format table to facilitate analyses. Descriptive analyses for both the questionnaires and the learning gains were conducted using the *jamovi* package.

Finally, as the groups are relatively small and independent, and data is ordinal, we opted for non-parametric statistical tests. We employed one-way Mann-Whitney U tests to compare adaptive measures, post-test questionnaire scores and learning gains between each group, using the *wilcox.test* function of the *stats* package (version 3.6.3). A *paired=FALSE* argument was applied to conduct between-subjects comparisons. All *p* values obtained were divided by 2 to fit our one-way hypotheses. However, the *p*-values obtained from the analyses for the prior level of interest in the learning topic and knowledge on constellations from the pre-test questionnaire (see *Section 3.4.1*), the adaptive measures, as well as the SUS from the post-test questionnaire (see *Section 3.4.2*), were not divided by 2 due to the related two-way hypotheses. Finally, all effect sizes were calculated using the *wilcox_effsize* of the *rstatix* package (version 0.7.2), which returns the rank-biserial correlation by calculating $r = z/\sqrt{N}$ (Rosenthal et al., 1994).

5. Results

5.1 Descriptive Results of Adaptive Measures

To validate the effectiveness of the neuro-adaptive interface, it is important to assess whether adaptive measures occurred in response to changes in cognitive load levels. This involves monitoring the frequency of interface adaptations and the manner in which the system adjusted the speed of information provision based on the measured cognitive load level. Tableau 3 provides a detailed summary of the descriptive results for the adaptive measures under both adaptive conditions.

Tableau 3 – Descriptive analysis of adaptive measures for both adaptive groups across block 2 and 3

	Group A (n = 22)					Group AM (n = 16)					Mann-Whitney U	
	M	SD	Mdn	Max	Min	M	SD	Mdn	Max	Min	<i>U</i>	<i>p</i>
Block 2												
Total	33.55	8.77	34.00	52.00	16.00	32.94	7.18	33.00	47.00	21.00	179.50	0.929
Low CL	15.73	4.72	15.50	26.00	7.00	15.38	3.70	15.00	23.00	9.00	179.00	0.941
High CL	17.83	4.10	18.50	26.00	9.00	17.56	3.52	18.00	24.00	12.00	187.00	0.755
Block 3												
Total	34.18	8.46	34.50	48.00	19.00	33.88	6.93	35.00	47.00	23.00	177.50	0.976
Low CL	15.82	4.25	16.00	23.00	8.00	15.81	3.37	16.00	22.00	11.00	175.00	0.988
High CL	18.36	4.24	18.50	25.00	11.00	18.06	3.62	19.00	25.00	12.00	181.50	0.881
Blocks 2 and 3 combined												
Total	67.73	15.07	66.50	100.00	45.00	66.81	9.08	69.00	81.00	50.00	169.00	0.848
Low CL	31.55	7.94	31.00	49.00	20.00	31.19	4.55	32.00	38.00	22.00	162.50	0.700
High CL	36.18	7.20	36.00	51.00	24.00	35.63	4.63	37.00	43.00	26.00	175.00	0.988

Note. This table provides descriptive results about the number of times and manner in which the interface adapted the speed of information presentation based on the learners' cognitive load (CL) throughout the 64 constellations presented per block. *Mdn* represents the median, used for the Mann-Whitney U analyses. *M* and *SD* are used to represent mean and standard deviation, respectively. *Max* and *Min* represent the maximum and minimum number of times the interface adapted. All *p* values are two-sided. *U* is used to represent the U statistic (Mann-Whitney U tests). *A* = Adaptive without motivation group; *AM* = Adaptive with Motivation group.

Overall, the results suggest that the neuroadaptive interface was responsive to changes in cognitive load for both groups. Initial inspection indicates that the IUI adjusted the speed of information provision for a comparable number of times on average for both groups, across both blocks. In total, the IUI adapted to approximately half of the 64 constellations presented throughout each block.

More precisely, the IUI efficiently adjusted the speed of information provision to match the cognitive load levels of the learners. Adaptive measures occurred when both high and low levels of cognitive load were detected, leading to decreases and increases in the speed of information provision. Upon visual inspection, it appears that the IUI adapted appropriately to the measured levels of cognitive load, with comparable frequencies on average for both low and high cognitive load levels.

The performance of the neuroadaptive interface across both experimental groups revealed no significant difference in its effectiveness ($p > 0.05$), suggesting its consistent responsiveness regardless of the presence or absence of the motivational factor. Overall, these results confirm that the IUI functioned as intended by adapting the speed of information provision when high and low cognitive load levels were detected.

5.2 Prior Levels of Interest and Knowledge on Constellations, and Self-Perceived Usability of the IUI

It is essential to verify that there are no differences among the three groups in the independent pretest variables. These variables are employed to control differences between the groups, to ensure comparability before conducting statistical tests.

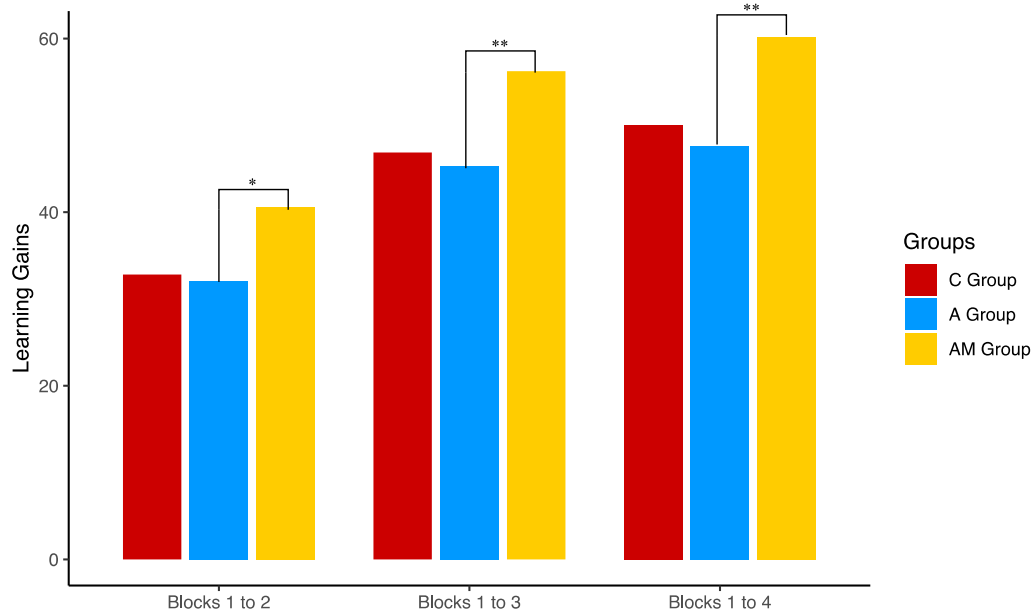
The C group (Mdn = 5.00), the A group (Mdn = 5.00) and the AM group (Mdn = 4.50) had moderate levels of prior interest in constellations. No significant differences were found between the three groups ($p > 0.05$). The C group (Mdn = 3.22), the A group (Mdn = 3.00) and the AM group (Mdn = 3.33) also showed moderate-low levels of prior knowledge on constellations. No significant differences were found between the three groups ($p > 0.05$). Thus, these variables should not bias the results of the post-experimental analyses since no significant differences were found between the groups.

For the self-perceived usability of the interface, comparisons between the C group (Mdn = 80.00), the A group (Mdn = 78.75) and the AM group (Mdn = 85.00) revealed no significant differences between the three groups ($p > 0.05$). Additionally, the C group ($M = 82.06$, $SD = 8.02$), the A group ($M = 77.95$, $SD = 10.98$) and the AM group ($M = 81.09$, $SD = 13.51$) all showed mean scores above the “good usability” threshold of the scale’s interpretation (Brooke, 1996). These results confirm that the perceived usability of the interface should not influence the results since the three groups are considered similar in terms of self-perceived usability.

5.3 Learning gains

As illustrated in Figure 11, it is possible to observe that group C and AM appear to have achieved greater learning gains than group A. In particular, the AM group achieved the greatest learning gains. Statistical testing of the learning gains between group C and A revealed no significant difference ($p > 0.05$) (Tableau 4). This finding does not support our initial H1a hypothesis, which states that neuro-adaptivity leads to greater learning gains compared to the absence of neuro-adaptivity. However, the AM group had significantly higher learning gains than group A between block 1 and 2 ($U = 109.50, p = 0.023, r = 0.32$), between block 1 and 3 ($U = 88.00, p = 0.005, r = 0.42$), and between block 1 and 4 ($U = 70.00, p = 0.001, r = 0.51$). As the learning experiment progressed, the effect size became stronger, suggesting a greater impact of the motivational factor on the adaptive intervention. These findings support our initial H2a hypothesis, which states that adding motivation to neuro-adaptivity helps to achieve greater learning gains compared to neuro-adaptivity alone.

Figure 11 - Learning gains throughout the experiment for each group



Note. Learning Gains are the difference (in the performance scores) between the blocks on the X axis.

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$

5.4 Self-Perceived Mental Workload

Based on the self-perceived cognitive workload questionnaire's interpretation table (Hart, 1986), groups A and AM reported a somewhat high mean score of self-perceived cognitive workload, while group C reported a somewhat high to borderline high mean score (Tableau 4). Consequently, out of the three groups, group C reported the highest level of mental workload. Statistical testing revealed no significant difference between groups C and A, nor between groups A and AM for the overall questionnaire ($p > 0.05$), indicating no sufficient evidence to reject the null hypothesis. These findings do not support the initial H2b hypothesis, which states that adding motivation to neuro-adaptivity reduces self-perceived mental workload compared to neuro-adaptivity alone. However, individual analysis for the Temporal Demand dimension revealed that participants in group A reported feeling significantly less time pressure than those in group C ($U = 268.50$, $p = 0.012$, $r = 0.37$). These findings partially support the initial H1b hypothesis, which states that neuro-adaptivity reduces self-perceived mental workload compared to the absence of neuro-adaptivity.

5.5 Self-Perceived Cognitive Absorption

Groups C and AM reported a higher mean score for the self-perceived cognitive absorption compared to group A (Tableau 4). The AM group reported the highest mean score of the three groups. For the overall questionnaire, statistical testing revealed no significant difference between groups C and A, nor between groups A and AM ($p > 0.05$). However, individual analysis of the Heightened Enjoyment dimension revealed that group A reported feeling significantly less enjoyment in completing the learning task than group C ($U = 292.5$, $p = 0.002$, $r = 0.48$). These findings do not support the initial H1c hypothesis, which states that neuro-adaptivity generates a higher level of self-perceived cognitive absorption compared to the absence of neuro-adaptivity. For the same dimension, the AM group reported a significantly higher level of enjoyment compared to the A group ($U = 118.00$, $p = 0.044$, $r = 0.28$). Additionally, individual analysis of the Curiosity dimension revealed that the AM group reported feeling significantly more curious about constellations and the

learning interface compared to the A group ($U = 97.50, p = 0.011, r = 0.38$). These findings partially support the initial H2c hypothesis, which states that adding motivation to neuro-adaptivity generates a higher level of self-perceived cognitive absorption than neuro-adaptivity alone.

5.6 Self-Perceived Satisfaction

Groups C and AM reported a higher mean score of self-perceived satisfaction than group A (Tableau 4). Group C reported the highest mean score of the three groups. Statistical testing revealed that group A reported feeling significantly less satisfied with their learning experience compared to group C ($U = 261.5, p = 0.014, r = 0.35$). On the other hand, no significant difference was found between groups A and AM ($p > 0.05$). These findings do not support the initial H1d hypothesis, which states that neuro-adaptivity generates a higher level of self-perceived satisfaction of the learning experience compared to the absence of neuro-adaptivity. These findings also do not support the H2d hypothesis, which states that adding motivation to neuro-adaptivity generates a higher level of self-perceived satisfaction of the learning experience compared to neuro-adaptivity alone.

Tableau 4 - Descriptive statistics and between-subjects analyses of the measures for an optimal learning environment

Research Question 1: Comparing Group C and Group A (n = 39)									
	Group C (n = 17)			Group A (n = 22)			Mann-Whitney U test		
	M	SD	Mdn	M	SD	Mdn	U	p	r
Learning Gains (0-100)									
Between Block 1 and 2	34.93	10.30	32.81	33.24	12.41	32.03	200.00	0.362	-
Between Block 1 and 3	46.78	11.27	46.88	45.88	11.60	45.31	194.50	0.423	-
Between Block 1 and 4	51.01	8.68	51.01	48.79	10.32	47.66	209.00	0.273	-
Self-Perceived Mental Workload (0-100)									
Mental Demand	56.76	20.84	60.00	46.82	23.12	45.00	234.00	0.093	-
Temporal Demand	53.53	19.26	55.00	38.18	24.71	30.00	268.50	0.012 *	0.37
Performance	30.29	17.54	25.00	27.05	16.95	25.00	211.50	0.247	-
Effort	62.35	22.92	65.00	60.45	18.32	67.50	205.00	0.309	-
Frustration	38.53	23.17	40.00	27.73	23.49	20.00	242.00	0.061	-
Self-Perceived Cognitive Absorption (1-7)									
Temporal Dissociation	3.98	1.31	4.00	3.52	1.26	3.17	230.50	0.111	-
Focused Immersion	5.12	1.25	5.00	4.94	1.53	5.17	190.00	0.472	-
Heightened Enjoyment	4.71	1.03	4.33	3.64	1.19	3.67	292.50	0.002 **	0.48
Curiosity	4.12	1.29	4.33	3.88	1.37	3.83	210.00	0.261	-
Control	5.43	0.89	5.67	5.36	0.72	5.33	207.50	0.284	-
Self-Perceived Satisfaction (1-5)	4.12	0.78	4.00	3.36	1.14	3.00	261.50	0.014 *	0.35
Research Question 2: Comparing Group A and Group AM (n = 38)									
	Group A (n = 22)			Group AM (n = 16)			Mann-Whitney U test		
	M	SD	Mdn	M	SD	Mdn	U	p	r
Learning Gains (0-100)									
Between Block 1 and 2	33.24	12.41	32.03	40.72	9.45	40.63	109.50	0.023 *	0.32
Between Block 1 and 3	45.88	11.60	45.31	55.76	9.42	56.25	88.00	0.005 **	0.42
Between Block 1 and 4	48.79	10.32	47.66	60.45	8.85	60.16	70.00	0.001 **	0.51
Self-Perceived Mental Workload (0-100)									
Mental Demand	46.82	23.12	45.00	44.38	28.22	30.00	192.00	0.323	-
Temporal Demand	38.18	24.71	30.00	44.69	26.92	40.00	152.00	0.242	-
Performance	27.05	16.95	25.00	26.56	15.68	25.00	172.50	0.465	-
Effort	60.45	18.32	67.50	55.63	21.67	60.00	205.00	0.199	-
Frustration	27.73	23.49	20.00	34.06	22.38	30.00	141.50	0.155	-
Self-Perceived Cognitive Absorption (1-7)									
Temporal Dissociation	3.52	1.26	3.17	3.21	1.34	2.67	200.50	0.238	-
Focused Immersion	4.94	1.53	5.17	5.60	0.60	5.67	138.00	0.133	-
Heightened Enjoyment	3.64	1.19	3.67	4.35	1.43	4.67	118.00	0.044 *	0.28
Curiosity	3.88	1.37	3.83	4.81	1.10	5.00	97.50	0.011 *	0.38
Control	5.36	0.72	5.33	5.50	0.73	5.50	143.00	0.165	-
Self-Perceived Satisfaction (1-5)	3.36	1.14	3.00	3.81	1.05	4.00	132.50	0.093	-

Note. *Mdn* represents the median, used for the Mann-Whitney U analyses. *M* and *SD* are used to represent mean and standard deviation, respectively. All *p* values are one-sided. *U* and *r* are used to represent the U statistic (Mann-Whitney U tests) and the rank-biserial correlation (effect size measure for the Mann-Whitney U tests), respectively. *C* = Control group; *A* = Adaptive without motivation group; *AM* = Adaptive with Motivation group. Numbers in brackets () represent the range of the scales used for each measurement. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$

6. Discussion

Overall, our results suggest that adapting the learning speed of a memorization-based learning task, when combined with a motivational factor, leads to greater learning gains, and greater curiosity and enjoyment of the task. It appears that motivation plays a role on influencing these results, and it is evident that it had a significant impact on the neuro-adaptive interface's effectiveness. These results emphasize how crucial it is to consider motivational strategies and interface design in the development of adaptive learning interfaces to optimize learning experiences.

First, our results suggest that motivation plays a critical role in achieving greater learning gains. Even if they used the same adaptive IUI, the AM group outperformed the A group. This could be explained by the fact that the motivator may have led participants to be more invested and persistent on completing the task. This is in line with current literature, which suggests that motivation plays an important role in improving test results (Liu et al., 2012). Extrinsic motivation can be used to cultivate motivation when beginning learning experiences, which may then develop into intrinsic motivation as the learning process progresses (Tohidi & Jabbari, 2012). Participants in the AM group may have been motivated by the financial incentive at first, which may have grown into intrinsic motivation due to the length of the learning task. Therefore, the financial incentive might have been a driving force to complete the experiment, which led to higher levels of enjoyment and curiosity as expected from intrinsic motivation. Although extrinsic motivational factors may not have as much of a long-term impact as intrinsic motivational factors, it can lead to high levels of engagement and commitment in the short term, and to better learning performances (Tohidi & Jabbari, 2012), which is what appears to be the case in our study. A study by Robinson et al. (Robinson et al., 2012), which investigated the impact of a financial incentive on the performance to attention and memory tests, support our findings. Their results suggest that extrinsically motivated participants performed significantly better to both attention and memory tests, just like the greater learning gains from participants in the AM group in our memory-based learning task.

On the other hand, contrary to our expectations, the adaptive IUI alone did not result in greater learning gains than the regular IUI. Accordingly, the adaptive IUI led to significantly lower levels of enjoyment and overall satisfaction compared to the regular IUI. One possible explanation for this is that the rapid learning pace imposed on group C may have served as an indirect extrinsic motivator. In other words, the quick information delivery speed may have been perceived as a competition, indirectly prompting and extrinsically motivating participants to race against the clock. Therefore, it is possible that participants who used the adaptive IUI experienced a decrease in motivation, potentially due to the increased length of the task and repeated instructions, compared to those using the fast-imposed learning speed who may have perceived the imposed pace as an indirect extrinsic motivator. This may have resulted in increased boredom, negatively impacting the overall learning experience of group A. As the learning experiment progressed, regular IUI users became more accustomed to the swift delivery pace. Consequently, the imposed pace did not lead to lower learning gains as expected, but it enhanced the enjoyment and satisfaction of the experience because of the possible indirect effect on the learner's extrinsic motivation. This is in line with current literature, which suggests that a motivated learner may have higher satisfaction and pleasure levels while completing a learning task (Borah, 2021). The AM group may have overlooked the length of the task and the repetitive instructions due to the added extrinsic motivational factor, which gave a purpose to pursue and finish the learning task. Consequently, the AM group reported a higher level of enjoyment and curiosity, which contributed to a greater learning experience.

The task difficulty might also have affected the classification index, and thereby the relationship between alpha and theta activity. As mentioned in *Section 2.3*, alpha desynchronization is known to result from cognitive load processing during memory-based learning tasks. However, some learners may have struggled with the task, leading to the solicitation of additional resources from the brain to cope with the heightened cognitive load. Past studies have shown that during more demanding cognitive tasks, theta synchronization might obscure the alpha desynchronization of cognitive load, leading to measurement issues (Klimesch, 1999; Klimesch et al., 1998). In other words, increased

task difficulty enhances theta synchronization, resulting in the inhibition of alpha desynchronization within regions of the brain measured by EEG. In a word-memorization study by Klimesch et al. (Klimesch et al., 1997), they found that there's a connection between theta synchronization and the encoding and retrieval of episodic information. This represents a limitation since our classification index only considers alpha activity of the P7 electrode (see *Section 6.1*).

Furthermore, our findings partially support our hypothesis that employing the adaptive IUI leads to a decreased mental workload when compared to the use of the regular IUI. Even though no significant differences were observed in the global score of the mental workload questionnaire between groups A and C, the Temporal Demand dimension did indicate a greater level of temporal stress in group C. In other words, group C felt significantly more time-restricted and felt hurried and rushed to complete the learning task. More precisely, group C may have found the learning task more challenging as they needed to manage their cognitive load resources while keeping up with the fast-imposed pace of the learning task. This aligns with the working memory resource depletion hypothesis, which suggests that learning tasks requiring active use of working memory resources may lead to temporary depletion, fatigue, and can add a stress to the learner (Chen et al., 2018). Overall, our results demonstrate the effectiveness of adjusting the speed of information presentation, i.e., learning pace, to the learner's real-time cognitive load to reduce the perception of temporal stress of the user.

6.1 Limitations and Future Work

First, our cognitive load classification index only includes alpha-band activity of the P7 electrode. This decision was made based on the analysis of our pre-tests and confirmed by the current literature (see *Section 3.2.4*). However, we acknowledge that this classification approach has limitations since cognitive load induces changes in brain activity within and between multiple cerebral regions. Our memory-based learning task demands not only information encoding and retrieval, but also rapid decision-making as participants must identify the correct constellation name when a constellation image is presented. Decision-

making requires manipulating multiple pieces of information to make a decision, which significantly impacts working memory capacity. Previous studies indicate that the prefrontal cortex plays a central role in decision-making processes, specifically with theta oscillations (Bechara et al., 1998; Euston et al., 2012). Therefore, it would have been beneficial to analyze the functional connectivity between parietal and prefrontal activity as a means of measuring both cognitive load and decision-making processes in real-time, revealing how information is processed and integrated. Changes in connectivity indicate adjustments in cognitive load during memory-based learning tasks (Katsuki & Constantinidis, 2012; Murray et al., 2017; Vincent et al., 2008).

Second, our BCI model did not include an EEG signal artifact filtering block. To minimize the occurrence of artifacts, we monitored electrode impedances and the EEG signal constantly during the session. Additionally, we limited external inferences by conducting the experiment within a Faraday cage. We used active EEG electrodes which include amplifiers to minimize artifacts and signal degradation. We referred our signal to an electrode placed on the earlobe for common rejection mode. We integrated a data pre-processing block into the BCI model that had filters targeting specific relevant frequency bands. Finally, we instructed the participant to minimize body movements to ensure the validity of our results. Furthermore, our index has the advantage of stabilizing cognitive load classification by considering the last 60 seconds of recording, thus reducing artifact impact on the classification. Nevertheless, we acknowledge that the EEG signal quality used in the experiment might have been affected occasionally by some artifacts or muscle noise.

Finally, our study's experimental design did not include a fourth group specifically tailored to investigate the impact of motivation in the absence of adaptive measures. The decision to include only three groups in our design was influenced by practical considerations, such as resource availability, and by existing theoretical foundations. Previous studies conducted in learning contexts without BCI technology have demonstrated that extrinsic and intrinsic motivation have a significant positive impact on learning gains and performances (Gong et al., 2021; Liu et al., 2012; Xu et al., 2021). Therefore, this design

choice aimed to maintain a focused examination of the independent and interactive effects of adaptive measures and motivation on the learning gains. In other words, the primary focus of this study was not the effect of motivation on learning with the regular IUI, as this has already been exhaustively studied and found to have a significant impact. However, we recognize that the inclusion of a fourth group of participants who complete the learning experience using the regular IUI and with the presence of the motivational factor could provide deeper insight into the interaction between the adaptive measures and motivation and could enhance the overall interpretation of the results.

In the future, improving the classification of cognitive load by considering brain networks instead of solely focusing on the alpha activity of the P7 electrode and integrating Machine Learning or Deep Learning tools into the BCI would be beneficial. Additionally, integrating more advanced artifact cleaning methods into the online BCI model would be relevant to ensure thorough data cleaning (Barachant et al., 2013; Daly et al., 2014; Urigüen & Garcia-Zapirain, 2015). These improvements would lead to more efficient and granular cognitive load classification by considering different brain regions and frequency bands free from artifacts. It would be valuable to include a secondary physiological measure for classification of cognitive load or evaluation of system performance, such as eye-tracking data. This addition would yield a more comprehensive assessment of cognitive load and the impacts of the system on learning experiences and outcomes. In practice, it would also be interesting to evaluate this system among student populations with academic challenges, such as those with neurodevelopmental disorders like attention deficit disorder (with or without hyperactivity). Such a system could be a game-changer for learners who face academic challenges as it would enable adaptive learning that caters to their abilities.

7. Conclusion

We designed this study to investigate the impact of a neuro-adaptive interface on the enhancement of the learning experience using a constellation memorization-based learning

task. Our aim was to determine if a passive BCI, which adjusts the speed of presenting information to learners based on their real-time cognitive load levels, would enhance their learning experience by keeping them within their ZPD. Additionally, we explored whether motivation was a prerequisite for effective adaptation. Our study employed a single-blind between-subjects design. Participants were assigned to either the control group, adaptive without motivation group or adaptive with motivation group based on their order of enrollment to the study. Before the experiment, all participants completed a pre-test questionnaire and the *n*-back task to calibrate personal cognitive load thresholds. These thresholds were subsequently utilized in only the two adaptive groups. In line with previous research, we expected that neuroadaptivity creates an optimal learning environment by enhancing the learning gains, reducing self-perceived cognitive workload, generating higher levels of self-perceived cognitive absorption, and generating a higher level of satisfaction about the learning experience. Finally, we expected that motivation moderates the effect of neuroadaptation by augmenting its effectiveness and self-perception of an optimal learning environment. To test these hypotheses, we conducted one-way, non-parametric between-groups analyses. Our results suggest that coupling motivation and adaptive IUI enhances learning gains for a memory-based learning task and contributes to enhancing the overall learning experience. However, we found no significant impact of the adaptive IUI alone on the enhancement of the learning experience. Nevertheless, we discovered that the imposed learning pace induced a significant temporal stress perception, but significantly decreased the satisfaction level of the BCI. Overall, our results suggest the importance to consider motivational strategies and interface design in the development of adaptive learning interfaces to optimize learning experiences.

By using motivation as a catalyst, our system makes it possible to significantly improve learning gains while respecting the individual abilities of each learner. In theory, our system addresses the problem of lack of individual consideration and personalization of learning according to each learner. To our knowledge, few studies have explored the use of passive BCI systems in educational settings. Our study contributes to advancing knowledge by establishing a foundation for the application of such a system in learning. In practice, our study demonstrates the potential and feasibility of utilizing both motivation

and passive BCI to improve learning outcomes and enhance the overall learning experience. Overall, our findings support the pursuit of such an opportunity.

References

- Abiri, R., Borhani, S., Sellers, E. W., Jiang, Y., & Zhao, X. (2019). A comprehensive review of EEG-based brain-computer interface paradigms. *Journal of Neural Engineering*, *16*(1), 011001. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aaf12e>
- Agarwal, R., & Karahanna, E. (2000). Time flies when you're having fun: Cognitive absorption and beliefs about information technology usage. *MIS quarterly*, 665-694. <https://doi.org/10.2307/3250951>
- Ahn, M., Lee, M., Choi, J., & Jun, S. C. (2014). A Review of Brain-Computer Interface Games and an Opinion Survey from Researchers, Developers and Users. *Sensors*, *14*(8), 14601-14633. <https://www.mdpi.com/1424-8220/14/8/14601>
- Alamri, H. A., Watson, S., & Watson, W. (2021). Learning technology models that support personalization within blended learning environments in higher education. *TechTrends*, *65*, 62-78. <https://doi.org/10.1007/s11528-020-00530-3>
- Anderson, B. A. (2016). The attention habit: How reward learning shapes attentional selection. *Annals of the new York Academy of Sciences*, *1369*(1), 24-39. <https://doi.org/10.1111/nyas.12957>
- Anderson, E. W., Potter, K. C., Matzen, L. E., Shepherd, J. F., Preston, G. A., & Silva, C. T. (2011). A user study of visualization effectiveness using EEG and cognitive load. *Computer graphics forum*, *30*: 791-800. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8659.2011.01928.x>
- Andreessen, L. M., Gerjets, P., Meurers, D., & Zander, T. O. (2021). Toward neuroadaptive support technologies for improving digital reading: a passive BCI-based assessment of mental workload imposed by text difficulty and presentation speed during reading. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, *31*(1), 75-104. <https://doi.org/10.1007/s11257-020-09273-5>
- Angrisani, L., Arpaia, P., Esposito, A., Gargiulo, L., Natalizio, A., Mastrati, G., Moccaldi, N., & Parvis, M. (2021). Passive and active brain-computer interfaces for rehabilitation in health 4.0. *Measurement: Sensors*, *18*, 100246. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.measen.2021.100246>
- Anmarkrud, Ø., Andresen, A., & Bråten, I. (2019). Cognitive load and working memory in multimedia learning: Conceptual and measurement issues. *Educational Psychologist*, *54*(2), 61-83. <https://doi.org/10.1080/00461520.2018.1554484>

- Antonenko, P., Paas, F., Grabner, R., & van Gog, T. (2010). Using Electroencephalography to Measure Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 22(4), 425-438. <https://doi.org/10.1007/s10648-010-9130-y>
- Aricò, P., Borghini, G., Di Flumeri, G., Colosimo, A., Bonelli, S., Golfetti, A., Pozzi, S., Imbert, J.-P., Granger, G., & Benhacene, R. (2016). 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. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00539>
- Ayres, P. (2006). Using subjective measures to detect variations of intrinsic cognitive load within problems. *Learning and Instruction*, 16(5), 389-400. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2006.09.001>
- Baddeley, A. (1992). Working Memory. *Science*, 255(5044), 556-559. <https://doi.org/doi:10.1126/science.1736359>
- Barachant, A., Andreev, A., & Congedo, M. (2013). The Riemannian Potato: an automatic and adaptive artifact detection method for online experiments using Riemannian geometry. *TOBI Workshop IV*, Sion, Switzerland. pp.19-20. [\(hal-00781701\)](#)
- Barki, H., Pare, G., & Sicotte, C. (2008). Linking IT Implementation and Acceptance via the Construct of Psychological Ownership of Information Technology. *Journal of Information Technology*, 23(4), 269-280. <https://doi.org/10.1057/jit.2008.12>
- Bawa, P. (2016). Retention in Online Courses: Exploring Issues and Solutions—A Literature Review. *SAGE Open*, 6(1), 2158244015621777. <https://doi.org/10.1177/2158244015621777>
- Bechara, A., Damasio, H., Tranel, D., & Anderson, S. W. (1998). Dissociation of working memory from decision making within the human prefrontal cortex. *Journal of neuroscience*, 18(1), 428-437. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.18-01-00428.1998>
- Beck, J. E. (2005). Engagement tracing: using response times to model student disengagement. *Artificial intelligence in education: Supporting learning through intelligent and socially informed technology*, 125, 88.
- Birbaumer, N., Murguialday, A. R., Weber, C., & Montoya, P. (2009). Neurofeedback and brain-computer interface: clinical applications. *International review of neurobiology*, 86, 107-117. [https://doi.org/10.1016/S0074-7742\(09\)86008-X](https://doi.org/10.1016/S0074-7742(09)86008-X)
- Bonaci, T., Calo, R., & Chizeck, H. J. (2015). App Stores for the Brain : Privacy and Security in Brain-Computer Interfaces. *IEEE Technology and Society Magazine*, 34(2), 32-39. <https://doi.org/10.1109/MTS.2015.2425551>

- Borah, M. (2021). Motivation in learning. *Journal of Critical Reviews*, 8(2), 550-552.
- Brooke, J. (1996). SUS-A quick and dirty usability scale. *Usability evaluation in industry*, 189(194), 4-7.
- Brophy, J. (1999). Toward a model of the value aspects of motivation in education: Developing appreciation for particular domains and activities. *Educational Psychologist*, 34(2), 75-85. https://doi.org/10.1207/s15326985ep3402_1
- Brouwer, A.-M., Hogervorst, M. A., van Erp, J. B. F., Heffelaar, T., Zimmerman, P. H., & Oostenveld, R. (2012). Estimating workload using EEG spectral power and ERPs in the n-back task. *Journal of Neural Engineering*, 9(4), 045008. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/9/4/045008>
- Brunken, R., Plass, J. L., & Leutner, D. (2003). Direct Measurement of Cognitive Load in Multimedia Learning. *Educational Psychologist*, 38(1), 53-61. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_7
- Brunner, C., Birbaumer, N., Blankertz, B., Guger, C., Kübler, A., Mattia, D., Millán, J. d. R., Miralles, F., Nijholt, A., Opisso, E., Ramsey, N., Salomon, P., & Müller-Putz, G. R. (2015). BNCI Horizon 2020: towards a roadmap for the BCI community. *Brain-Computer Interfaces*, 2(1), 1-10. <https://doi.org/10.1080/2326263X.2015.1008956>
- Butler, A. C., Karpicke, J. D., & Roediger Iii, H. L. (2008). Correcting a metacognitive error: Feedback increases retention of low-confidence correct responses. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 34, 918-928. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.34.4.918>
- Buttfield, A., Ferrez, P. W., & Millan, J. R. (2006). Towards a robust BCI: error potentials and online learning. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14(2), 164-168.
- Caplan, B., & Mendoza, J. E. (2011). Edinburgh Handedness Inventory. In J. S. Kreutzer, J. DeLuca, & B. Caplan (Eds.), *Encyclopedia of Clinical Neuropsychology* (pp. 928-928). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-0-387-79948-3_684
- Carabalona, R., Grossi, F., Tessadri, A., Castiglioni, P., Caracciolo, A., & de Munari, I. (2012). Light on! Real world evaluation of a P300-based brain-computer interface (BCI) for environment control in a smart home. *Ergonomics*, 55(5), 552-563. <https://doi.org/10.1080/00140139.2012.661083>
- Cavanagh, J. F., & Frank, M. J. (2014). Frontal theta as a mechanism for cognitive control. *Trends in Cognitive Sciences*, 18(8), 414-421. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2014.04.012>

- Chaiklin, S. (2003). The zone of proximal development in Vygotsky's analysis of learning and instruction. *Vygotsky's educational theory in cultural context*, 1(2), 39-64. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511840975.004>
- Chaudhary, U., Birbaumer, N., & Ramos-Murguialday, A. (2016). Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation. *Nature Reviews Neurology*, 12(9), 513-525. <https://doi.org/10.1038/nrneurol.2016.113>
- Chen, J., Zhang, D., Engel, A. K., Gong, Q., & Maye, A. (2017). Application of a single-flicker online SSVEP BCI for spatial navigation. *PLOS ONE*, 12(5), e0178385. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0178385>
- Chen, O., Castro-Alonso, J. C., Paas, F., & Sweller, J. (2018). Extending cognitive load theory to incorporate working memory resource depletion: evidence from the spacing effect. *Educational Psychology Review*, 30, 483-501. <https://doi.org/10.1007/s10648-017-9426-2>
- Chipchase, L., Davidson, M., Blackstock, F., Bye, R., Clothier, P., Klupp, N., Nickson, W., Turner, D., & Williams, M. (2017). Conceptualising and measuring student disengagement in higher education: A synthesis of the literature. *International Journal of Higher Education*, 6(2), 31-42.
- Cohen, M. X. (2017). Where Does EEG Come From and What Does It Mean? *Trends in Neurosciences*, 40(4), 208-218. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tins.2017.02.004>
- Colligan, L., Potts, H. W., Finn, C. T., & Sinkin, R. A. (2015). Cognitive workload changes for nurses transitioning from a legacy system with paper documentation to a commercial electronic health record. *Int J Med Inform*, 84(7), 469-476. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2015.03.003>
- Csikszentmihalyi, M. (1975). *Beyond boredom and anxiety*. San Francisco, CA, US: Jossey-Bass.
- Csikszentmihalyi, M. (2014). Toward a Psychology of Optimal Experience. In: *Flow and the Foundations of Positive Psychology*. Springer, Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-94-017-9088-8_14
- Curum, B., & Khedo, K. K. (2021). Cognitive load management in mobile learning systems: principles and theories. *Journal of Computers in Education*, 8(1), 109-136. <https://doi.org/10.1007/s40692-020-00173-6>
- Daly, I., Scherer, R., Billinger, M., & Müller-Putz, G. (2014). FORCe: Fully online and automated artifact removal for brain-computer interfacing. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 23(5), 725-736. [10.1109/TNSRE.2014.2346621](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2346621)

- Daly, J. J., & Wolpaw, J. R. (2008). Brain–computer interfaces in neurological rehabilitation. *The Lancet Neurology*, 7(11), 1032-1043. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1474-4422\(08\)70223-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1474-4422(08)70223-0)
- De Jong, T. (2010). Cognitive load theory, educational research, and instructional design: Some food for thought. *Instructional Science*, 38(2), 105-134. <https://doi.org/10.1007/s11251-009-9110-0>
- Dehue, N., & van de Leemput, C. (2014). What does germane load mean? An empirical contribution to the cognitive load theory. *Frontiers in Psychology*, 5. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.01099>
- Dehais, F., Ladouce, S., Darmet, L., Nong, T.-V., Ferraro, G., Torre Tresols, J., Velut, S., & Labedan, P. (2022). Dual Passive Reactive Brain-Computer Interface: A Novel Approach to Human-Machine Symbiosis [Original Research]. *Frontiers in Neuroergonomics*, 3. <https://doi.org/10.3389/fnrgo.2022.824780>
- DeLeeuw, K. E., & Mayer, R. E. (2008). A comparison of three measures of cognitive load: Evidence for separable measures of intrinsic, extraneous, and germane load. *Journal of educational psychology*, 100(1), 223. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.100.1.223>
- Demazure, T., Karran, A., Labonté-LeMoyne, É., Léger, P.-M., Sénécal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Sustained Attention in a Monitoring Task: Towards a Neuroadaptive Enterprise System Interface. *Information Systems and Neuroscience*, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01087-4_15
- Demazure, T., Karran, A., Léger, P.-M., Labonté-LeMoyne, É., Sénécal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2021). Enhancing Sustained Attention. *Business & Information Systems Engineering*, 63(6), 653-668. <https://doi.org/10.1007/s12599-021-00701-3>
- Dimoka, A., Davis, F. D., Gupta, A., Pavlou, P. A., Banker, R. D., Dennis, A. R., Ischebeck, A., Müller-Putz, G., Benbasat, I., Gefen, D., Kenning, P. H., Riedl, R., vom Brocke, J., & Weber, B. (2012). On the Use of Neurophysiological Tools in IS Research: Developing a Research Agenda for NeuroIS. *MIS quarterly*, 36(3), 679-702. <https://doi.org/10.2307/41703475>
- Dumford, A. D., & Miller, A. L. (2018). Online learning in higher education: exploring advantages and disadvantages for engagement. *Journal of Computing in Higher Education*, 30(3), 452-465. <https://doi.org/10.1007/s12528-018-9179-z>

- El-Sabagh, H. A. (2021). Adaptive e-learning environment based on learning styles and its impact on development students' engagement. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18(1), 1-24. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00289-4>
- Eldenfria, A., & Al-Samarraie, H. (2019). Towards an Online Continuous Adaptation Mechanism (OCAM) for Enhanced Engagement: An EEG Study. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 35(20), 1960-1974. <https://doi.org/10.1080/10447318.2019.1595303>
- Euston, D. R., Gruber, A. J., & McNaughton, B. L. (2012). The role of medial prefrontal cortex in memory and decision making. *Neuron*, 76(6), 1057-1070. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2012.12.002>
- Ferrer, J., Ringer, A., Saville, K., A Parris, M., & Kashi, K. (2022). Students' motivation and engagement in higher education: the importance of attitude to online learning. *Higher Education*, 83(2), 317-338. <https://doi.org/10.1007/s10734-020-00657-5>
- Festinger, D. S., Marlowe, D. B., Croft, J. R., Dugosh, K. L., Arabia, P. L., & Benasutti, K. M. (2009). Monetary incentives improve recall of research consent information: it pays to remember. *Experimental and Clinical Psychopharmacology*, 17(2), 99. <https://doi.org/10.1037/a0015421>
- Fini, A. (2009). The technological dimension of a massive open online course: The case of the CCK08 course tools. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 10(5). <https://doi.org/10.19173/irrodl.v10i5.643>
- Flynn, L. R., & Goldsmith, R. E. (1999). A short, reliable measure of subjective knowledge. *Journal of business research*, 46(1), 57-66. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(98\)00057-5](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(98)00057-5)
- Fredricks, J. A., Blumenfeld, P. C., & Paris, A. H. (2004). School Engagement: Potential of the Concept, State of the Evidence. *Review of Educational Research*, 74(1), 59-109. <https://doi.org/10.3102/00346543074001059>
- Galy, E., Paxion, J., & Berthelon, C. (2018). Measuring mental workload with the NASA-TLX needs to examine each dimension rather than relying on the global score: an example with driving. *Ergonomics*, 61(4), 517-527.
- Gao, X., Wang, Y., Chen, X., & Gao, S. (2021). Interface, interaction, and intelligence in generalized brain-computer interfaces. *Trends in Cognitive Sciences*, 25(8), 671-684. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tics.2021.04.003>

- Gerjets, P., Walter, C., Rosenstiel, W., Bogdan, M., & Zander, T. O. (2014). Cognitive state monitoring and the design of adaptive instruction in digital environments: lessons learned from cognitive workload assessment using a passive brain-computer interface approach. *Frontiers in Neuroscience*, 8. <https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00385>
- Gevins, A., & Smith, M. E. (2003). Neurophysiological measures of cognitive workload during human-computer interaction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 4(1-2), 113-131. [10.1080/14639220210159717](https://doi.org/10.1080/14639220210159717)
- Ghafurian, M., Reitter, D., & Ritter, F. E. (2020). Countdown timer speed: A trade-off between delay duration perception and recall. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, 27(2), 1-25. <https://doi.org/10.1145/3380961>
- Gong, J., Liu, T. X., & Tang, J. (2021). How monetary incentives improve outcomes in MOOCs: Evidence from a field experiment. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 190, 905-921. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.06.029>
- Grimes, D., Tan, D. S., Hudson, S. E., Shenoy, P., & Rao, R. P. (2008). Feasibility and pragmatics of classifying working memory load with an electroencephalograph. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, p.835-844. <https://doi.org/10.1145/1357054.1357187>
- Grizioti, M., & Kynigos, C. (2020). Computer-based learning, computational thinking, and constructionist approaches. In *Encyclopedia of education and information technologies* (pp. 355-371). Springer.
- Gu, X., Cao, Z., Jolfaei, A., Xu, P., Wu, D., Jung, T. P., & Lin, C. T. (2021). EEG-Based Brain-Computer Interfaces (BCIs): A Survey of Recent Studies on Signal Sensing Technologies and Computational Intelligence Approaches and Their Applications. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 18(5), 1645-1666. <https://doi.org/10.1109/TCBB.2021.3052811>
- Guay, F., & Vallerand, R. J. (1996). Social context, student's motivation, and academic achievement: Toward a process model. *Social psychology of education*, 1(3), 211-233. <https://doi.org/10.1007/BF02339891>
- Hancock, P. A., & Meshkati, N. (1988). *Human mental workload*. North-Holland Amsterdam.
- Hardjito, D. (2010). The Use of Scaffolding Approach to Enhance Students' Engagement in Learning Structural Analysis. *International Education Studies*, 3(1), 130-135.

- Harp, S. F., & Mayer, R. E. (1997). The role of interest in learning from scientific text and illustrations: On the distinction between emotional interest and cognitive interest. *Journal of educational psychology*, 89(1), 92. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.89.1.92>
- Hart, S. G. (1986). NASA task load index (TLX).
- Hart, S. G. (2006). NASA-Task Load Index (NASA-TLX); 20 Years Later. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 50(904). <https://doi.org/10.1177/154193120605000909>
- Hart, S. G., & Staveland, L. E. (1988). Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research. In *Advances in psychology* (Vol. 52, pp. 139-183). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9)
- Hasler, B. S., Kersten, B., & Sweller, J. (2007). Learner control, cognitive load and instructional animation. *Applied Cognitive Psychology*, 21(6), 713-729. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/acp.1345>
- Hedegaard, M. (2012). The zone of proximal development as basis for instruction. In *An introduction to Vygotsky* (pp. 234-258). Routledge.
- Hogervorst, M. A., Brouwer, A. M., & van Erp, J. B. (2014). Combining and comparing EEG, peripheral physiology and eye-related measures for the assessment of mental workload. *Front Neurosci*, 8, 322. <https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00322>
- Hu, A., Shewokis, P. A., Ting, K., & Fung, K. (2016). Motivation in computer-assisted instruction. *The Laryngoscope*, 126, S5-S13. <https://doi.org/10.1002/lary.26040>
- Kalyuga, S., & Liu, T.-C. (2015). Guest editorial: Managing cognitive load in technology-based learning environments. *Journal of Educational Technology & Society*, 18(4), 1-8.
- Karran, A. J., Demazure, T., Leger, P.-M., Labonte-LeMoyne, E., Senecal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Toward a Hybrid Passive BCI for the Modulation of Sustained Attention Using EEG and fNIRS. *Frontiers in Human Neuroscience*, 13. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2019.00393>
- Katsuki, F., & Constantinidis, C. (2012). Unique and shared roles of the posterior parietal and dorsolateral prefrontal cortex in cognitive functions. *Frontiers in integrative neuroscience*, 6, 17. <https://doi.org/10.3389/fnint.2012.00017>
- Kerous, B., Skola, F., & Liarokapis, F. (2018). EEG-based BCI and video games: a progress report. *Virtual Reality*, 22(2), 119-135. <https://doi.org/10.1007/s10055-017-0328-x>

- Kidd, C., & Hayden, B. Y. (2015). The psychology and neuroscience of curiosity. *Neuron*, 88(3), 449-460.
- Kiradoo, G. (2019). Software Engineering Quality to Enhance the Customer Satisfaction Level of the Organization. *International Journal of Advanced Research in Engineering and Technology*, 10(3).
- Klašnja-Milićević, A., Vesin, B., Ivanović, M., & Budimac, Z. (2011). E-Learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification. *Computers & Education*, 56(3), 885-899. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2010.11.001>
- Klimesch, W. (1999). EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis. *Brain Research Reviews*, 29(2), 169-195. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0165-0173\(98\)00056-3](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0165-0173(98)00056-3)
- Klimesch, W., Doppelmayr, M., Russegger, H., Pachinger, T., & Schwaiger, J. (1998). Induced alpha band power changes in the human EEG and attention. *Neuroscience letters*, 244(2), 73-76. [https://doi.org/10.1016/S0304-3940\(98\)00122-0](https://doi.org/10.1016/S0304-3940(98)00122-0)
- Klimesch, W., Doppelmayr, M., Schimke, H., & Ripper, B. (1997). Theta synchronization and alpha desynchronization in a memory task. *Psychophysiology*, 34(2), 169-176. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.1997.tb02128.x>
- Klimesch, W., Schack, B., & Sauseng, P. (2005). The functional significance of theta and upper alpha oscillations. *Experimental psychology*, 52(2), 99-108. <https://doi.org/10.1027/1618-3169.52.2.99>
- Kosmyna, N., & Maes, P. (2019). AttentivU: an EEG-based closed-loop biofeedback system for real-time monitoring and improvement of engagement for personalized learning. *Sensors*, 19(23), 5200. <https://doi.org/10.3390/s19235200>
- Kosmyna, N., Tarpin-Bernard, F., Bonnefond, N., & Rivet, B. (2016). Feasibility of BCI Control in a Realistic Smart Home Environment. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00416>
- Krol, L. R., & Zander, T. O. (2017). Passive BCI-based Neuroadaptive Systems. Proceedings of the 7th Graz Brain-Computer Interface Conference. [10.3217/978-3-85125-533-1-46](https://doi.org/10.3217/978-3-85125-533-1-46)
- Ku, H.-Y., & Sullivan, H. J. (2002). Student performance and attitudes using personalized mathematics instruction. *Educational Technology Research and Development*, 50(1), 21-34. <https://doi.org/10.1007/BF02504959>
- Kulhavy, R. W. (1977). Feedback in Written Instruction. *Review of Educational Research*, 47(2), 211-232. <https://doi.org/10.3102/00346543047002211>

- Laar, B. v. d., Gürkök, H., Bos, D. P.-O., Poel, M., & Nijholt, A. (2013). Experiencing BCI Control in a Popular Computer Game. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 5(2), 176-184. <https://doi.org/10.1109/TCIAIG.2013.2253778>
- Labonte-Lemoyne, E., Courtemanche, F., Louis, V., Fredette, M., Sénécal, S., & Léger, P.-M. (2018). Dynamic Threshold Selection for a Biocybernetic Loop in an Adaptive Video Game Context. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00282>
- Lalor, E. C., Kelly, S. P., Finucane, C., Burke, R., Smith, R., Reilly, R. B., & McDarby, G. (2005). Steady-State VEP-Based Brain-Computer Interface Control in an Immersive 3D Gaming Environment. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2005(19), 706906. <https://doi.org/10.1155/ASP.2005.3156>
- Lécuyer, A., Lotte, F., Reilly, R. B., Leeb, R., Hirose, M., & Slater, M. (2008). Brain-Computer Interfaces, Virtual Reality, and Videogames. *Computer*, 41(10), 66-72. <https://doi.org/10.1109/MC.2008.410>
- Lepper, M. R., & Malone, T. W. (2021). Intrinsic motivation and instructional effectiveness in computer-based education. In *Aptitude, learning, and instruction* (pp. 255-286). Routledge.
- Liang, S. F., Shaw, F. Z., Young, C. P., Chang, D. W., & Liao, Y. C. (2010). A closed-loop brain computer interface for real-time seizure detection and control. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*. [10.1109/IEMBS.2010.5627243](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2010.5627243)
- Lin, C. T., Lin, B. S., Lin, F. C., & Chang, C. J. (2014). Brain Computer Interface-Based Smart Living Environmental Auto-Adjustment Control System in UPnP Home Networking. *IEEE Systems Journal*, 8(2), 363-370. <https://doi.org/10.1109/JSYST.2012.2192756>
- Liu, O. L., Bridgeman, B., & Adler, R. M. (2012). Measuring learning outcomes in higher education: Motivation matters. *Educational Researcher*, 41(9), 352-362. <https://doi.org/10.3102/0013189X12459679>
- Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., & Yger, F. (2018). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: a 10 year update. *Journal of Neural Engineering*, 15(3), 031005. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aab2f2>

- Maksimenko, V. A., Van Heukelum, S., Makarov, V. V., Kelderhuis, J., Lüttjohann, A., Koronovskii, A. A., Hramov, A. E., & Van Luijtelaar, G. (2017). Absence seizure control by a brain computer interface. *Scientific Reports*, 7(1), 2487. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-02626-y>
- Mamolo, L. A. (2022). Online Learning and Students' Mathematics Motivation, Self-Efficacy, and Anxiety in the "New Normal". *Education Research International*, 2022, 9439634. <https://doi.org/10.1155/2022/9439634>
- Marchesi, M., & Riccò, B. (2013). BRAVO: a brain virtual operator for education exploiting brain-computer interfaces. In *CHI'13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems* (pp. 3091-3094).
- Martin, F., & Bolliger, D. U. (2022). Developing an online learner satisfaction framework in higher education through a systematic review of research. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1), 1-21. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00355-5>
- Mashrur, F. R., Rahman, K. M., Miya, M. T. I., Vaidyanathan, R., Anwar, S. F., Sarker, F., & Mamun, K. A. (2022). BCI-Based Consumers' Choice Prediction From EEG Signals: An Intelligent Neuromarketing Framework. *Front Hum Neurosci*, 16, 861270. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.861270>
- Mertens, U., Finn, B., & Lindner, M. A. (2022). Effects of computer-based feedback on lower-and higher-order learning outcomes: A network meta-analysis. *Journal of educational psychology*, 114(8), 1743–1772. <https://doi.org/10.1037/edu0000764>
- Murayama, K. (2022). A reward-learning framework of knowledge acquisition: An integrated account of curiosity, interest, and intrinsic–extrinsic rewards. *Psychological Review*, 129(1), 175. <https://doi.org/10.1037/rev0000349>
- Murray, J. D., Jaramillo, J., & Wang, X.-J. (2017). Working memory and decision-making in a frontoparietal circuit model. *Journal of neuroscience*, 37(50), 12167-12186. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0343-17.2017>
- Mutlu-Bayraktar, D., Cosgun, V., & Altan, T. (2019). Cognitive load in multimedia learning environments: A systematic review. *Computers & Education*, 141, 103618. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103618>
- Najjar, L. J. (1996). Multimedia information and learning. *Journal of educational multimedia and hypermedia*, 5(2), 129-150.
- Nikou, S. A., & Economides, A. A. (2016). The impact of paper-based, computer-based and mobile-based self-assessment on students' science motivation and achievement. *Computers in Human Behavior*, 55, 1241-1248. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.09.025>

- O'Byrne, W. I., & Pytash, K. E. (2015). Hybrid and blended learning: Modifying pedagogy across path, pace, time, and place. *Journal of Adolescent & Adult Literacy*, 59(2), 137-140. <https://doi.org/10.1002/jaal.463>
- Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2004). Cognitive Load Theory: Instructional Implications of the Interaction between Information Structures and Cognitive Architecture. *Instructional Science*, 32, 1-8. <https://doi.org/10.1023/B:TRUC.0000021806.17516.d0>
- Paas, F., Tuovinen, J. E., Van Merriënboer, J. J., & Aubteen Darabi, A. (2005). A motivational perspective on the relation between mental effort and performance: Optimizing learner involvement in instruction. *Educational Technology Research and Development*, 53, 25-34. <https://doi.org/10.1007/BF02504795>
- Padfield, N., Zabalza, J., Zhao, H., Masero, V., & Ren, J. (2019). EEG-Based Brain-Computer Interfaces Using Motor-Imagery: Techniques and Challenges. *Sensors*, 19(6), 1423. <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/6/1423>
- Papalambros, N. A., Santostasi, G., Malkani, R. G., Braun, R., Weintraub, S., Paller, K. A., & Zee, P. C. (2017). Acoustic enhancement of sleep slow oscillations and concomitant memory improvement in older adults. *Frontiers in Human Neuroscience*, 11, 109. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2017.00109>
- Pels, E. G. M., Aarnoutse, E. J., Leinders, S., Freudenburg, Z. V., Branco, M. P., van der Vijgh, B. H., Snijders, T. J., Denison, T., Vansteensel, M. J., & Ramsey, N. F. (2019). Stability of a chronic implanted brain-computer interface in late-stage amyotrophic lateral sclerosis. *Clinical Neurophysiology*, 130(10), 1798-1803. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.clinph.2019.07.020>
- Petko, D., Schmid, R., & Cantieni, A. (2020). Pacing in serious games: Exploring the effects of presentation speed on cognitive load, engagement and learning gains. *Simulation & Gaming*, 51(2), 258-279. <https://doi.org/10.1177/1046878120902502>
- Phan, H., Andreotti, F., Cooray, N., Chén, O. Y., & Vos, M. D. (2019). Joint Classification and Prediction CNN Framework for Automatic Sleep Stage Classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(5), 1285-1296. <https://doi.org/10.1109/TBME.2018.2872652>
- Pope, A. T., Bogart, E. H., & Bartolome, D. S. (1995). Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task. *Biological Psychology*, 40(1), 187-195. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0301-0511\(95\)05116-3](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0301-0511(95)05116-3)
- Riedl, R., Davis, F. D., & Hevner, A. (2014). Towards a NeuroIS Research Methodology: Intensifying the Discussion on Methods, Tools, and Measurement *Journal of the Association for Information Systems*, 15(10). <https://doi.org/10.17705/1jais.00377>

- Riedl, R., & Léger, P.-M. (2016). Tools in NeuroIS Research: An Overview. In *Fundamentals of NeuroIS: Information Systems and the Brain* (pp. 47-72). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-45091-8_3
- Riopel, M., Chastenay, P., Fortin-Clément, G., Potvin, P., Masson, S., & Charland, P. (2017). USING INVARIANCE TO MODEL PRACTICE, FORGETTING, AND SPACING EFFECTS. EDULEARN17 proceedings. [10.21125/edulearn.2017.1935](https://doi.org/10.21125/edulearn.2017.1935)
- Robinson, L. J., Stevens, L. H., Threapleton, C. J., Vainiute, J., McAllister-Williams, R. H., & Gallagher, P. (2012). Effects of intrinsic and extrinsic motivation on attention and memory. *Acta psychologica*, *141*(2), 243-249. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2012.05.012>
- Rosenthal, R., Cooper, H., & Hedges, L. (1994). Parametric measures of effect size. *The handbook of research synthesis*, *621*(2), 231-244.
- Rosso, O. A., Blanco, S., Yordanova, J., Kolev, V., Figliola, A., Schürmann, M., & Başar, E. (2001). Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals. *Journal of neuroscience methods*, *105*(1), 65-75. [https://doi.org/10.1016/S0165-0270\(00\)00356-3](https://doi.org/10.1016/S0165-0270(00)00356-3)
- Rousu, M. C., Corrigan, J. R., Harris, D., Hayter, J. K., Houser, S., Lafrancois, B. A., Onafowora, O., Colson, G., & Hoffer, A. (2015). Do monetary incentives matter in classroom experiments? Effects on course performance. *The Journal of Economic Education*, *46*(4), 341-349. <https://doi.org/10.1080/00220485.2015.1071214>
- Roy, R. N., Bonnet, S., Charbonnier, S., & Campagne, A. (2013). Mental fatigue and working memory load estimation: Interaction and implications for EEG-based passive BCI. *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. [10.1109/EMBC.2013.6611070](https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6611070)
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Intrinsic and Extrinsic Motivations: Classic Definitions and New Directions. *Contemporary Educational Psychology*, *25*(1), 54-67. <https://doi.org/https://doi.org/10.1006/ceps.1999.1020>
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American psychologist*, *55*(1), 68. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68>
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2020). Intrinsic and extrinsic motivation from a self-determination theory perspective: Definitions, theory, practices, and future directions. *Contemporary Educational Psychology*, *61*, 101860. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2020.101860>

- Saadé, R., & Bahli, B. (2005). The impact of cognitive absorption on perceived usefulness and perceived ease of use in on-line learning: an extension of the technology acceptance model. *Information & management*, 42(2), 317-327. <https://doi.org/10.1016/j.im.2003.12.013>
- Salimon, M. G., Sanuri, S. M. M., Aliyu, O. A., Perumal, S., & Yusr, M. M. (2021). E-learning satisfaction and retention: A concurrent perspective of cognitive absorption, perceived social presence and technology acceptance model. *Journal of Systems and Information Technology*, 23(1), 109-129.
- Schildberg-Hörisch, H., & Wagner, V. (2020). Monetary and non-monetary incentives for educational attainment: design and effectiveness. *The Economics of Education*, 249-268. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815391-8.00019-7>
- Schnotz, W., & Kürschner, C. (2007). A reconsideration of cognitive load theory. *Educational Psychology Review*, 19, 469-508. <https://doi.org/10.1007/s10648-007-9053-4>
- Schwab, J. F., & Somerville, L. H. (2022). Raising the Stakes for Online Learning: Monetary Incentives Increase Performance in a Computer-Based Learning Task Under Certain Conditions. *Frontiers in Psychology*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.780301>
- Shabani, K., Khatib, M., & Ebadi, S. (2010). Vygotsky's zone of proximal development: Instructional implications and teachers' professional development. *English language teaching*, 3(4), 237-248.
- Sharek, D. (2011). A Useable, Online NASA-TLX Tool. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 55(1), 1375-1379. <https://doi.org/10.1177/1071181311551286>
- Shemshack, A., & Spector, J. M. (2020). A systematic literature review of personalized learning terms. *Smart Learning Environments*, 7(1), 33. <https://doi.org/10.1186/s40561-020-00140-9>
- Small, D. M., Gitelman, D., Simmons, K., Bloise, S. M., Parrish, T., & Mesulam, M.-M. (2005). Monetary incentives enhance processing in brain regions mediating top-down control of attention. *Cerebral cortex*, 15(12), 1855-1865. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhi063>
- Spüler, M., Rosenstiel, W., & Bogdan, M. (2012). Online adaptation of a c-VEP brain-computer interface (BCI) based on error-related potentials and unsupervised learning. *PLOS ONE*, 7(12), e51077. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0051077>

- Steinert, S., Bublit, C., Jox, R., & Friedrich, O. (2019). Doing Things with Thoughts: Brain-Computer Interfaces and Disembodied Agency. *Philosophy & Technology*, 32(3), 457-482. <https://doi.org/10.1007/s13347-018-0308-4>
- Stipacek, A., Grabner, R., Neuper, C., Fink, A., & Neubauer, A. (2003). Sensitivity of human EEG alpha band desynchronization to different working memory components and increasing levels of memory load. *Neuroscience letters*, 353(3), 193-196. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2003.09.044>
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0364-0213\(88\)90023-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0364-0213(88)90023-7)
- Sweller, J. (1994). Cognitive load theory, learning difficulty, and instructional design. *Learning and Instruction*, 4(4), 295-312. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0959-4752\(94\)90003-5](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0959-4752(94)90003-5)
- Sweller, J. (2010). Element Interactivity and Intrinsic, Extraneous, and Germane Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 22(2), 123-138. <https://doi.org/10.1007/s10648-010-9128-5>
- Sweller, J. (2020). Cognitive load theory and educational technology. *Educational Technology Research and Development*, 68(1), 1-16. <https://doi.org/10.1007/s11423-019-09701-3>
- Sweller, J., van Merriënboer, J. J. G., & Paas, F. (2019). Cognitive Architecture and Instructional Design: 20 Years Later. *Educational Psychology Review*, 31(2), 261-292. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5>
- Sweller, J., van Merrienboer, J. J. G., & Paas, F. G. W. C. (1998). Cognitive Architecture and Instructional Design. *Educational Psychology Review*, 10(3), 251-296. <https://doi.org/10.1023/A:1022193728205>
- Tadson, B., Boasen, J., Courtemanche, F., Beauchemin, N., Karran, A.-J., Léger, P.-M., & Sénécal, S. (2023). Neuro-Adaptive Interface System to Evaluate Product Recommendations in the Context of E-Commerce. International Conference on Design Science Research in Information Systems and Technology (DESRIST). https://doi.org/10.1007/978-3-031-32808-4_4
- Tang, J., Liu, Y., Hu, D., & Zhou, Z. (2018). Towards BCI-actuated smart wheelchair system. *BioMedical Engineering OnLine*, 17(1), 111. <https://doi.org/10.1186/s12938-018-0545-x>
- Tekin, C., Braun, J., & Schaar, M. v. d. (2015). eTutor: Online learning for personalized education. 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). [10.1109/ICASSP.2015.7179032](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2015.7179032)

- Tetzlaff, L., Schmiedek, F., & Brod, G. (2021). Developing Personalized Education: A Dynamic Framework. *Educational Psychology Review*, 33(3), 863-882. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09570-w>
- Tohidi, H., & Jabbari, M. M. (2012). The effects of motivation in education. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 31, 820-824. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.12.148>
- Trif, L. (2015). Training models of social constructivism. Teaching based on developing a scaffold. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 180, 978-983. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.02.184>
- Tuladhar, A. M., Huurne, N. t., Schoffelen, J. M., Maris, E., Oostenveld, R., & Jensen, O. (2007). Parieto-occipital sources account for the increase in alpha activity with working memory load. *Human brain mapping*, 28(8), 785-792. <https://doi.org/10.1002/hbm.20306>
- Urigüen, J. A., & Garcia-Zapirain, B. (2015). EEG artifact removal—state-of-the-art and guidelines. *Journal of Neural Engineering*, 12(3), 031001. [10.1088/1741-2560/12/3/031001](https://doi.org/10.1088/1741-2560/12/3/031001)
- Van der Kleij, F. M., Feskens, R. C., & Eggen, T. J. (2015). Effects of feedback in a computer-based learning environment on students' learning outcomes: A meta-analysis. *Review of Educational Research*, 85(4), 475-511. <https://doi.org/10.3102/0034654314564881>
- van Merriënboer, J. J. G., & Ayres, P. (2005). Research on cognitive load theory and its design implications for e-learning. *Educational Technology Research and Development*, 53(3), 5-13. <https://doi.org/10.1007/BF02504793>
- Vansteensel, M. J., Klein, E., van Thiel, G., Gaytant, M., Simmons, Z., Wolpaw, J. R., & Vaughan, T. M. (2023). Towards clinical application of implantable brain-computer interfaces for people with late-stage ALS: medical and ethical considerations. *Journal of Neurology*, 270(3), 1323-1336. <https://doi.org/10.1007/s00415-022-11464-6>
- Värbu, K., Muhammad, N., & Muhammad, Y. (2022). Past, Present, and Future of EEG-Based BCI Applications. *Sensors*, 22(9), 3331. <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/9/3331>
- Ventur, B., Blankertz, B., Gugler, M. F., & Curio, G. (2010). Novel applications of BCI technology: Psychophysiological optimization of working conditions in industry. 2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. [10.1109/ICSMC.2010.5641772](https://doi.org/10.1109/ICSMC.2010.5641772)

- Verkijika, S. F., & De Wet, L. (2015). Using a brain-computer interface (BCI) in reducing math anxiety: Evidence from South Africa. *Computers & Education, 81*, 113-122. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.10.002>
- Vijayalakshmi, R., Nandagopal, D., Dasari, N., Cocks, B., Dahal, N., & Thilaga, M. (2015). Minimum connected component—a novel approach to detection of cognitive load induced changes in functional brain networks. *Neurocomputing, 170*, 15-31. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.03.092>
- Vincent, J. L., Kahn, I., Snyder, A. Z., Raichle, M. E., & Buckner, R. L. (2008). Evidence for a frontoparietal control system revealed by intrinsic functional connectivity. *Journal of neurophysiology, 100*(6), 3328-3342. <https://doi.org/10.1152/jn.90355.2008>
- Vlachogianni, P., & Tselios, N. (2022). Perceived usability evaluation of educational technology using the System Usability Scale (SUS): A systematic review. *Journal of Research on Technology in Education, 54*(3), 392-409. <https://doi.org/10.1080/15391523.2020.1867938>
- Vygotsky, L. S., & Cole, M. (1978). *Mind in society: Development of higher psychological processes*. Harvard university press.
- Walter, C., Rosenstiel, W., Bogdan, M., Gerjets, P., & Spüler, M. (2017). Online EEG-Based Workload Adaptation of an Arithmetic Learning Environment. *Frontiers in Human Neuroscience, 11*. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2017.00286>
- Wang, H., & Lehman, J. D. (2021). Using achievement goal-based personalized motivational feedback to enhance online learning. *Educational Technology Research and Development, 69*(2), 553-581. <https://doi.org/10.1007/s11423-021-09940-3>
- Wang, S., Gwizdka, J., & Chaovalitwongse, W. A. (2016). Using Wireless EEG Signals to Assess Memory Workload in the n-Back Task. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 46*(3), 424-435. <https://doi.org/10.1109/THMS.2015.2476818>
- Wang, Y., Nakanishi, M., & Zhang, D. (2019). EEG-Based Brain-Computer Interfaces. In X. Zheng (Ed.), *Neural Interface: Frontiers and Applications* (pp. 41-65). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-2050-7_2
- Wickersham, L. E., & McGee, P. (2008). Perceptions of satisfaction and deeper learning in an online course. *Quarterly Review of Distance Education, 9*(1), 73.
- Wimmer, G. E., & Poldrack, R. A. (2022). Reward learning and working memory: Effects of massed versus spaced training and post-learning delay period. *Memory & Cognition, 50*(2), 312-324. <https://doi.org/10.3758/s13421-021-01233-7>

- Wouters, P., Paas, F., & van Merriënboer, J. J. (2008). How to optimize learning from animated models: A review of guidelines based on cognitive load. *Review of Educational Research*, 78(3), 645-675. <https://doi.org/10.3102/0034654308320320>
- Wu, W., Wang, B., Zheng, W., Liu, Y., & Yin, L. (2020). Higher Education Online Courses Personalized Recommendation Algorithm Based on Score and Attributes. *Journal of Physics: Conference Series*, 1673(1), 012025. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1673/1/012025>
- Xia, Q., Chiu, T. K., & Li, X. (2023). A scoping review of BCIs for learning regulation in mainstream educational contexts. *Behaviour & Information Technology*, 1-22. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2023.2241559>
- Xiao, J., Wang, M., Jiang, B., & Li, J. (2018). A personalized recommendation system with combinational algorithm for online learning. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 9(3), 667-677. <https://doi.org/10.1007/s12652-017-0466-8>
- Xu, K. M., Koorn, P., de Koning, B., Skuballa, I. T., Lin, L., Henderikx, M., Marsh, H. W., Sweller, J., & Paas, F. (2021). A growth mindset lowers perceived cognitive load and improves learning: Integrating motivation to cognitive load. *Journal of educational psychology*, 113(6), 1177-1191. <https://doi.org/10.1037/edu0000631>
- Yuksel, B. F., Oleson, K. B., Harrison, L., Peck, E. M., Afergan, D., Chang, R., & Jacob, R. J. (2016). Learn piano with BACH: An adaptive learning interface that adjusts task difficulty based on brain state. Proceedings of the 2016 CHI conference on human factors in computing systems. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858388>
- Zammouri, A., Moussa, A. A., & Mebrouk, Y. (2018). Brain-computer interface for workload estimation: Assessment of mental efforts in learning processes. *Expert Systems with Applications*, 112, 138-147. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.06.027>
- Zander, T. O., & Kothe, C. (2011). Towards passive brain-computer interfaces: applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general. *Journal of Neural Engineering*, 8(2), 025005. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/8/2/025005>
- Zander, T. O., Kothe, C., Welke, S., & Roetting, M. (2009). Utilizing Secondary Input from Passive Brain-Computer Interfaces for Enhancing Human-Machine Interaction. Foundations of Augmented Cognition. Neuroergonomics and Operational Neuroscience, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-02812-0_86

Zhou, Y., Xu, T., Cai, Y., Wu, X., & Dong, B. (2017a). Monitoring Cognitive Workload in Online Videos Learning Through an EEG-Based Brain-Computer Interface. *Learning and Collaboration Technologies. Novel Learning Ecosystems*, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-58509-3_7

Zhou, Y., Xu, T., Cai, Y., Wu, X., & Dong, B. (2017b). Monitoring cognitive workload in online videos learning through an EEG-based brain-computer interface. *Learning and Collaboration Technologies. Novel Learning Ecosystems: 4th International Conference, LCT 2017, Held as Part of HCI International 2017, Vancouver, BC, Canada, July 9-14, 2017, Proceedings, Part I 4*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-58509-3_7

Conclusion

Rappel des questions de recherche

L'objectif de ce mémoire était de créer une interface neuro-adaptative permettant d'optimiser l'expérience d'apprentissage des apprenants, ainsi que de déterminer l'impact d'un tel système sur l'expérience d'apprentissages des apprenants. Ainsi, nous avons posé deux questions de recherche :

Question de recherche 1 : Est-ce que l'utilisation d'une interface neuro-adaptative passive, qui adapte la vitesse d'apprentissage d'une activité pédagogique basée sur la mémorisation en fonction de la charge cognitive de l'apprenant, permet d'améliorer l'expérience d'apprentissage?

Question de recherche 2 : Dans quelle mesure la motivation est-elle une condition nécessaire à une adaptation efficace du système ?

Rappel de la méthodologie de design et de l'étude en laboratoire

Pour créer l'interface neuro-adaptative, c'est-à-dire le système BCI passif, nous avons suivi un processus itératif en nous basant sur la méthodologie en Design Science proposée par Peffers et al. (Peffers et al., 2007). Grâce à nos itérations, nous avons créé 11 versions du système BCI afin de parvenir au système utilisé lors de l'étude en laboratoire (voir Annexe II). Chacune de ces 11 versions ont été testées avec des données pré-enregistrées et auprès de participants lors de pré-tests à l'interne. Ces tests ont pu mener à de multiples itérations à l'intérieur d'une même version du système, permettant ainsi de continuellement améliorer le BCI et de parvenir à un système respectant tous nos critères.

Une fois arrivés à une solution satisfaisante, nous avons pu la tester dans le cadre d'une étude en laboratoire portant sur l'apprentissage en ligne de constellations. Afin de bien répondre à nos questions de recherche, nous avons recruté 55 participants et les avons

séparés en trois groupes : un groupe contrôle (sans adaptation), un groupe avec adaptation, et un groupe avec adaptation et facteur motivationnel. Tous les participants devaient compléter la tâche d'apprentissage en mémoire séparée en 4 blocs, présentant un total de 32 constellations deux fois par bloc. La version régulière de l'interface, c'est-à-dire sans adaptation, imposait un rythme d'apprentissage assez rapide à l'apprenant. L'interface neuro-adaptative adaptait la vitesse de présentation des constellations en fonction de la charge cognitive des apprenants, mesurée en temps réel par un EEG. Les participants ont complété un questionnaire pré-test ainsi qu'un questionnaire post-test. Les gains d'apprentissage, basés sur les performances aux blocs, ainsi que les mesures perçues de charge mentale, d'absorption cognitive et de satisfaction, ont été évalués afin de répondre aux questions de recherche.

Principaux résultats

Cette étude démontre une première instanciation d'interface neuro-adaptative dans un contexte d'apprentissage et sert de guide pour de futures itérations. L'étude menée en laboratoire démontre la faisabilité et le potentiel d'une telle interface dans les apprentissages.

Les résultats de l'étude menée en laboratoire démontrent que les gains d'apprentissages des apprenants étaient significativement plus élevés lors de l'utilisation conjointe de l'interface neuro-adaptative et du facteur motivationnel. La combinaison de l'adaptation en temps réel de la vitesse de présentation de l'information en fonction du niveau de charge cognitive de l'apprenant et le facteur motivationnel a aidé l'apprenant dans la gestion de sa charge cognitive, c'est-à-dire à potentiellement demeurer dans sa ZDP. En d'autres termes, l'interface neuro-adaptative, lorsqu'utilisée conjointement avec le facteur motivationnel, mène à un processus d'apprentissage en mémoire plus efficace et efficient.

De plus, l'utilisation de l'interface neuro-adaptative a permis de réduire le sentiment de stress temporel, c'est-à-dire le sentiment d'être pressé ou bousculé par le temps. Aucune

différence significative n'était perceptible entre les deux groupes ayant réalisé l'expérience sur l'interface neuro-adaptative. Ces résultats démontrent que l'adaptation de la vitesse des apprentissages en fonction de la charge cognitive de l'apprenant permet de réduire la perception de stress temporel, dimension pouvant affecter le niveau de charge cognitive perçue.

Enfin, l'interface régulière a éveillé un niveau de plaisir et de satisfaction significativement plus élevé que l'interface neuro-adaptative seule. De plus, l'utilisation conjointe de l'interface neuro-adaptative et du facteur motivationnel éveille un niveau de plaisir et de curiosité significativement plus élevé que l'utilisation de l'interface neuro-adaptative seule. Ces résultats suggèrent que les participants ayant réalisé l'expérience sur l'interface régulière, c'est-à-dire avec un rythme d'apprentissage imposé, ont probablement perçu la tâche davantage comme un jeu ou comme une compétition. Bien que la tâche et les directives étaient les mêmes et que les constellations étaient présentées dans le même ordre pour tous, l'imposition d'un rythme d'apprentissage rapide a peut-être pu jouer un rôle positif sur la motivation des participants, menant à un niveau de satisfaction et de plaisir plus élevé. L'ajout du facteur motivationnel chez les participants ayant utilisé l'interface neuro-adaptative a également pu jouer un rôle positif sur la motivation des participants, menant à un niveau plus élevé de plaisir et de curiosité. Ainsi, les résultats suggèrent que l'interface neuro-adaptative seule a peut-être été perçue comme étant monotone, éveillant moins de motivation chez les apprenants, menant ultimement à une expérience moins plaisante, moins satisfaisante, et éveillant moins de curiosité chez les apprenants.

Contributions de l'étude

Contributions théoriques

Malgré l'utilisation répandue et l'immense potentiel des interfaces neuro-adaptatives dans de nombreux contextes, la recherche sur leur développement dans des contextes d'apprentissage est encore insuffisante. Le développement et l'utilisation de BCI passifs à

boucle fermée dans des contextes d'apprentissages représente un domaine de recherche relativement émergent. Notre étude contribue à la théorie et à l'avancement des connaissances en proposant une interface neuro-adaptative qui adapte la vitesse de présentation de l'information en fonction de la charge cognitive dans l'optimisation des apprentissages. Ainsi, notre artéfact agit en tant que preuve de concept. De plus, bien que le rôle positif de la motivation sur l'expérience d'apprentissage générale ait été démontré, l'étude de l'importance de la motivation de l'utilisateur sur l'efficacité de l'adaptation de l'interface est une nouvelle et intéressante avenue investiguée.

Notre étude s'inscrit dans la quatrième catégorie de contributions sociétales de l'agenda de recherche 2020 en NeuroIS, spécifiquement axée sur les interfaces neuro-adaptatives, comme proposé par vom Brocke et al. (2020). Cet agenda suggère trois avenues, accompagnées par des questions de recherche, qui servent de guide dans le développement d'interfaces neuro-adaptatives. Plus précisément, ces avenues doivent être explorées afin de créer une solution apportant de grandes contributions théoriques en NeuroIS. Notre étude répond à ces trois avenues de recherche en se positionnant dans un contexte d'optimisation des apprentissages.

Tout d'abord, les corrélats physiologiques utilisés doivent être pertinents dans le contexte d'optimisation des apprentissages. Les auteurs suggèrent notamment l'utilisation de signaux physiologiques qui peuvent être mesurés en temps réel, dont le temps de latence entre l'apparition du signal et la perception du stimulus n'est que de quelques secondes. Nous souhaitons mesurer les changements dans l'activité cérébrale associés à la mémorisation, processus typiquement impliqué lors des apprentissages. En nous référant à la littérature sur la neuropsychologie de l'apprentissage et la psychophysologie, notre choix s'est arrêté sur la mesure de la charge cognitive, mesurée à l'aide d'un EEG. Étant considérée comme étant pertinente dans l'évaluation du processus d'apprentissage, la charge cognitive représente la quantité de ressources cognitives nécessaires lors de la complétion d'une tâche d'apprentissage et fournit des indications sur la manière dont le cerveau traite l'information et gère les ressources cognitives (Sweller, 1994). Les changements dans l'activité cérébrale reliés à la charge cognitive apparaissent souvent en

moins d'une seconde (Antonenko et al., 2010; Gevins & Smith, 2003). Ainsi, l'utilisation de l'EEG permet d'obtenir une fine résolution temporelle dans la mesure en continu des signaux cérébraux (Gevins & Smith, 2003).

Par la suite, la technologie de mesure des données physiologiques utilisée doit être de haute qualité. Des recherches préalables sont nécessaires afin de trouver la technologie la plus efficace et qui correspond le mieux à la mesure physiologique, étant donné la grande quantité de produits disponibles sur le marché. Lors de nos recherches, nous avons constaté que plusieurs études utilisent différents casques à électrodes pour mesurer l'activité cérébrale reliée à la charge cognitive. La majorité d'entre-elles utilisent des casques EEG destinés à la recherche, c'est-à-dire qui offrent une meilleure qualité de données et un plus grand nombre d'électrodes, tandis que d'autres utilisent plutôt des casques destinés à l'application clinique, c'est-à-dire qui sont plus simples à utiliser et qui offrent une plus grande utilité dans les contextes cliniques. Après de nombreuses recherches, notre choix s'est arrêté sur le casque EEG g.Nutilus RESEARCH et sur les 32 électrodes actives g.SCARABEO de g.tec (Autriche). Les électrodes fonctionnent à base de gel et comprennent toutes un amplificateur afin d'améliorer la qualité des données et réduire les artefacts. Les électrodes sont placées dans des anneaux-réservoirs qui limitent la propagation du gel sur une trop grande superficie de la tête, rendant leur champ de mesure beaucoup plus ciblé. Les réservoirs permettent d'enregistrer les données sur une longue période, sans avoir à ajouter du gel supplémentaire. Le matériel EEG de g.tec a été utilisé dans plusieurs études et contextes différents et est couramment utilisé dans plusieurs institutions. Nous avons donc commandé tout le matériel nécessaire à la collecte de données directement de g.tec. Comme cette étude représente la première étape d'un projet de recherche ambitieux et de longue haleine, nous nous sommes assurés de la durée de vie, de la facilité d'utilisation et d'entretien du matériel, la combinaison avec d'autres mesures physiologiques, ainsi que de sa pertinence dans les prochaines étapes.

Finalement, le système doit utiliser un algorithme pour analyser le signal physiologique et en déduire l'état mental de l'utilisateur. L'EEG mesure directement l'activité cérébrale et fournit en retour des indications sur les processus cognitifs associés (Riedl & Léger, 2016).

Ce sont certains changements dans l'activité cérébrale qui sont associés à des changements au niveau de la charge cognitive. Ainsi, il est possible d'inférer la charge cognitive grâce à la mesure directe des signaux cérébraux. Notre algorithme mesure, traite, et classe l'activité électrique du cerveau en trois niveaux de charge cognitive. Notre étude se démarque par l'utilisation d'un nouvel index de charge cognitive conçu à partir de la littérature actuelle ainsi que des résultats obtenus lors des pré-tests. De plus, nous approchons la mesure de la charge cognitive en la reliant au concept de Zone de Développement Proximal (Vygotsky & Cole, 1978), ce qui nous permet de créer un modèle d'adaptativité plus cohérent et fluide.

Contributions pratiques

Depuis quelques années, il est possible de constater un plus grand intérêt envers l'AAO par le biais d'une plus grande utilisation de différentes plateformes éducatives dans les apprentissages. Les concepteurs et développeurs de ces plateformes comprennent généralement l'importance d'adapter la façon dont le matériel est présenté à l'apprenant en considérant la structure et le fonctionnement de la cognition humaine, dans le but de générer de plus hauts niveaux d'engagement et de motivation lors des apprentissages. Par exemple, l'on peut penser à *Duolingo*², la plateforme d'apprentissage de langues combinée à un système de tutorat intelligent, qui transforme le processus d'apprentissage en jeu et qui mesure la performance de l'utilisateur dans les tests de connaissances afin d'adapter et de répéter le contenu, lorsque nécessaire. L'on peut également penser à *TED-ed*³, la plateforme de visionnement de conférences éducatives, qui offre des recommandations de visionnement de contenu personnalisées en fonction des intérêts de l'utilisateur. Bref, plusieurs de ces plateformes éducatives existent présentement sur le marché et offrent des opportunités d'apprentissage intéressantes. Cependant, celles-ci ont un point en commun : elles omettent de considérer l'état mental en temps réel de l'utilisateur dans l'adaptation des apprentissages, ce qui crée des adaptations de surface, ou superficielles. Plus précisément, les créateurs et développeurs considèrent la charge cognitive de l'utilisateur

² <https://fr.duolingo.com/>

³ <https://ed.ted.com/>

comme principe de design global dans la conception de ces plateformes. Notre étude répond à cette problématique en proposant une interface d'apprentissage neuro-adaptative permettant de monitorer en temps réel la charge cognitive de l'utilisateur, et en retour, d'adapter les apprentissages de façon plus complète et profonde, c'est-à-dire au-delà du niveau superficiel offert par les solutions existantes sur le marché. Bien que notre artéfact ne soit qu'une première instanciation d'une solution complète, notre étude apporte une contribution pratique par son impact positif et concret sur les gains d'apprentissages et suggère une amélioration de l'expérience d'apprentissage. Notre étude démontre la faisabilité et le potentiel d'une telle interface dans l'optimisation des apprentissages des apprenants, ouvrant la porte au développement de nouvelles versions du système

Il est également possible de constater un intérêt grandissant envers les BCI et leur application au niveau pratique dans plusieurs contextes. Par le fait même, plusieurs initiatives de recherche ont vu le jour dans les dernières années. Par exemple, la Commission Européenne a lancé le *BNCI Horizon 2020*⁴ (Brunner et al., 2015) pour l'élaboration d'une feuille de route permettant de visualiser l'avenir des BCI au cours des prochaines années. Cette initiative aborde le futur et le potentiel des BCI dans les contextes d'éducation et d'apprentissage, reconnaissant la charge cognitive comme étant un élément important dans l'apprentissage réussi. Aux Etats-Unis, le *National Institutes of Health* (NIH), en collaboration avec plusieurs organismes et fondations, a développé le *BRAIN Initiative*⁵, offrant des possibilités de financement dans la recherche et le développement de BCI depuis 2013. Au Canada, la fondation *Brain Canada*⁶ offre des possibilités de financement et de partenariat dans le développement de BCI pouvant améliorer la qualité de vie des utilisateurs.

De nombreuses entreprises à travers le monde se concentrent sur le développement de systèmes BCI répondant à plusieurs problématiques. Par exemple, *Neuralink* (Fremont, California) se spécialise dans la recherche et le développement de BCI invasifs permettant

⁴ <http://bnci-horizon-2020.eu/>

⁵ <https://braininitiative.nih.gov/>

⁶ <https://braincanada.ca/fr/>

aux utilisateurs paralysés de contrôler un ordinateur ou appareil mobile avec leurs pensées. D'autres entreprises, telles que *MindMaze* (Lausanne, Suisse), développent plutôt des BCI non-invasifs destinés à la neuroréadaptation. *Muse* (Toronto, Canada) se concentre par ailleurs sur l'aspect thérapeutique en développant une application BCI de méditation basée sur la concentration de l'utilisateur, mesurée à l'aide d'un petit bandeau muni de quelques électrodes. Au niveau clinique, on constate un gain de popularité envers le neurofeedback, c'est-à-dire l'entraînement du cerveau dans le but d'optimiser les capacités cérébrales et d'atténuer certains symptômes reliés à certaines pathologies. L'entreprise québécoise *Neuroperforma* (Saint-Hubert, Canada) est devenue chef de file en offrant le plus grand réseau de cliniques de neurofeedback au Canada, contribuant à l'implantation de l'efficacité du neurofeedback. Cependant, dans le monde de l'éducation, une bonne partie du peu de solutions offertes servent à surveiller l'état mental de l'apprenant et à offrir un retour à l'enseignant ou à l'élève sur son état. Par exemple, l'entreprise *BrainCo* (Somerville, Etats-Unis) a développé un petit bandeau munit d'électrodes EEG qui permet notamment d'évaluer le niveau d'engagement des étudiants en temps réel et de fournir ces informations à l'enseignant, permettant ainsi d'adapter les prochains apprentissages. Il est donc possible de constater un délai important entre la mesure d'engagement et l'action d'adaptation des apprentissages. Et malheureusement, le problème de considération individuelle demeure présent, en raison du défi imposé à l'enseignant d'adapter les apprentissages de tous ses élèves en fonction des signaux cérébraux chacun d'entre eux.

À la lumière des solutions d'AAO et BCI actuelles, ainsi qu'à l'importance accordée à la recherche et au développement de BCI par le biais de différentes sources de financement, il est possible de conclure que notre étude s'inscrit comme étant une contribution pratique importante. Celle-ci permet de bien comprendre le potentiel que ces systèmes pourraient avoir sur l'optimisation de l'expérience d'apprentissage, et de façon plus importante, soutient la poursuite d'une telle opportunité.

Limites et pistes de recherche futures

Il est important de noter que notre artefact comporte certaines limites étant donné qu'il s'agit d'une première version d'une solution conçue en suivant un processus itératif en Design Science. Ces limites représentent les apprentissages effectués lors de la conception du prototype et servent de repères pour les itérations subséquentes, dans le but d'éviter de reproduire certaines erreurs. Chaque limite décrite ci-dessous est accompagnée d'une piste de recherche future.

Calibration et classification de la charge cognitive

Tout d'abord, notre algorithme de détection et de classification de charge cognitive comporte l'utilisation d'un index. L'un des avantages les plus importants de cette méthode est sa facilité d'implantation dans le modèle BCI. Cependant, sur la base de nos multiples pré-tests ainsi que sur la littérature actuelle, notre index ne considère que l'activité de la bande de fréquence alpha de l'électrode P7. Cette méthode peut limiter la capacité à saisir la dynamique de l'ensemble du cerveau, c'est-à-dire qu'elle peut négliger les interactions entre différentes régions cérébrales et du couplage de différentes fréquences.

Par la suite, notre modèle de BCI comporte une tâche de calibration qui doit être complétée avant la tâche d'apprentissage dans le but de créer des seuils initiaux de charge cognitive. Par sa grande utilisation dans de nombreuses études sur la charge cognitive ainsi que par sa ressemblance avec notre tâche d'apprentissage, nous avons choisi la tâche *n*-back comme tâche de calibration. Cependant, la tâche de *n*-back a soulevé quelques questions chez la communauté scientifique en raison de la variabilité des résultats entre les études. Certaines études rapportent que la performance au *n*-back représente un bon indicateur de la charge cognitive (Brouwer et al., 2012; Wang et al., 2016), tandis que d'autres études trouvent des associations limitées ou incohérentes (Jaeggi et al., 2010; Kane et al., 2007).

Pour répondre à ces deux limites, il serait pertinent d'explorer différentes méthodes de calibration et classification de la charge cognitive à intégrer au BCI, comme de l'apprentissage machine ou de l'apprentissage profond (Deep Learning). Par exemple, nous

pourrions créer une méthode de classification en deux étapes. Tout d'abord, le BCI pourrait utiliser une méthode d'apprentissage machine, comme un *Support Vector Machine* (SVM) ou un *Linear Discriminant Analysis* (LDA), pour une première classification binaire de charge cognitive. Le BCI pourrait ensuite utiliser une méthode d'apprentissage profond, comme des *Recurrent Neural Networks* (RNNs) ou des *Long Short-Term Memory Networks* (LSTMs), pour une classification plus fine lorsqu'une charge cognitive est détectée et pour mieux capturer la dynamique complète du cerveau.

De plus, il pourrait être intéressant d'utiliser d'autres outils pour mesurer la charge cognitive en complément à l'EEG, comme les réponses hémodynamiques du cerveau grâce à la spectroscopie fonctionnelle proche-infrarouge (fNIRS), ou des données oculométriques de diamètre des pupilles mesurées à l'aide d'un oculomètre. La combinaison de l'apprentissage machine, de l'apprentissage profond, et de l'ajout d'un outil de mesure permettrait une classification de la charge cognitive plus performante et augmenterait la granularité de l'analyse en considérant plusieurs bandes de fréquences, régions cérébrales, et réponses physiologiques différentes. Une telle approche permettrait de réduire le besoin d'une calibration individuelle avant de débiter la tâche d'apprentissage. En d'autres termes, il serait éventuellement possible de retirer la tâche de calibration (*n*-back) du modèle BCI.

Artéfacts sur le signal EEG

Pour s'assurer d'une bonne qualité des données collectées, nous avons tout mis en œuvre afin de réduire au maximum l'apparition d'artéfacts sur le tracé EEG. Nous avons mesuré et surveillé l'impédance de chaque électrode de l'EEG, c'est-à-dire la résistance au passage du courant électrique entre l'électrode et le cuir chevelu. Nous avons placé les participants dans une cage de Faraday afin de mieux isoler le signal électrique provenant du cerveau et de réduire les bruits environnementaux, comme les ondes produites par certains appareils électroniques. Lors de l'enregistrement des données, nous avons référé notre signal à une électrode de référence placée sur le lobe d'oreille droit afin d'aider au rejet de mode commun, c'est-à-dire de minimiser les signaux indésirables qui sont communs aux

électrodes. Toutes les électrodes utilisées étaient actives, c'est-à-dire qu'elles comportaient un amplificateur améliorant la qualité du signal collecté, minimisant les artéfacts et réduisant la dégradation du signal. Nous avons également instauré une étape de pré-traitement des données au BCI, qui consiste à nettoyer le signal acquis pour faciliter les analyses. Lors de cette étape, nous avons appliqué des filtres afin de cibler certaines bandes de fréquences pertinentes et d'atténuer les fréquences typiquement associées aux artéfacts, comme les interférences électriques provenant des lignes électriques (prises de courant). En plus de la surveillance des impédances et du signal, de la cage de Faraday, de l'électrode de référence, du type d'électrode employé et du pré-traitement des données, nous avons spécifié aux participants qu'il était important de demeurer le plus détendu possible et de limiter les mouvements du corps lors de l'expérience. Malgré toutes les mesures prises, nos enregistrements ne sont pas complètement imperméables aux artéfacts électromyographiques (activité musculaire du visage, comme les clignements de yeux et le serrement de la mâchoire), aux artéfacts reliés aux saccades oculaires, aux artéfacts de respiration et de battements cardiaques, et aux artéfacts reliés au matériel EEG. Cependant, notre index de charge cognitive a comme avantage de considérer les 60 secondes précédentes lors de la classification de charge cognitive, minimisant ainsi l'impact des impédances sur la classification.

Au moment de la conception du modèle du BCI, l'environnement Simulink de g.tec ne permettait pas d'intégrer un bloc de réduction du bruit dans l'étape de pré-traitement des données. Nous avons soulevé ce problème à g.tec, qui ont bien reçu le commentaire. À notre connaissance, il existe présentement un bloc de filtrage et réduction du bruit dans l'environnement g.tec. Ainsi, il serait pertinent d'inclure ce bloc dans le modèle du BCI afin que le signal soit mieux filtré et que les signaux utilisés dans le calcul de la charge cognitive ne soient pas influencés par des artéfacts.

Enjeu associé à la tâche d'apprentissage

Comme mentionné dans les deux articles, l'interface d'apprentissage de constellations présente une image d'une constellation, accompagnée par quatre choix de réponses, tel que

réalisé par Riopel et al. (2017). Il s'agit d'une tâche typique d'apprentissage en mémoire. Les participants devaient sélectionner le bon nom de constellation affichée parmi les quatre choix de réponses. Dans le cadre de notre étude, 32 constellations différentes étaient présentées au cours de l'expérience. Le bon nom de constellation était accompagné par trois noms de constellations aléatoires tirés de la base de données de l'étude originale comportant 88 constellations. Au départ, nous avons décidé d'utiliser tous les noms de constellations présentées dans l'étude originale comme choix de réponses aléatoires car nous pensions que cela allait ajouter un défi supplémentaire au participant. Cependant, lors de l'expérience en laboratoire, nous avons constaté que vers la fin de la tâche d'apprentissage, les participants répondaient parfois très rapidement lorsque la bonne réponse était accompagnée de trois choix ne provenant pas des 32 constellations de notre étude. Il leur était donc plus facile de trouver la bonne réponse, étant donné qu'aucun des trois autres choix ne représentait l'une des 32 constellations précédemment présentées. Lorsque cette situation se produisait, bien que le participant dût se souvenir des constellations présentées pendant l'expérience, il s'agissait plutôt d'un processus de reconnaissance par élimination, et moins d'un processus de récupération d'information en mémoire. Malheureusement, nous n'avons pas remarqué cette situation lors des pré-tests, et n'avons donc pas pu ajuster le tir une fois l'expérience en laboratoire débutée.

Si nous avons à recommencer l'expérience, nous limiterions les choix de réponses possibles aux 32 constellations présentées lors de l'étude. Les participants hésiteraient peut-être davantage lors de leur processus de sélection de la bonne réponse. Cette constatation serait à tester lors d'une prochaine itération.

Groupes expérimentaux

Comme mentionné dans le second article, le design expérimental de notre étude ne comportait pas de quatrième groupe permettant d'étudier l'impact de la motivation sur l'expérience d'apprentissage en l'absence de mesures d'adaptation. L'absence de ce groupe peut représenter une limite, car sa présence aurait pu permettre de mieux comprendre l'interaction entre les mesures d'adaptation et la motivation, et ainsi d'enrichir

l'interprétation globale des résultats. Cependant, l'objectif principal de l'étude n'était pas d'étudier l'effet de la motivation sur l'apprentissage en l'absence de l'interface neuro-adaptative, mais plutôt d'étudier les effets indépendants et interactifs des mesures neuro-adaptatives et de la motivation sur l'expérience d'apprentissage. Ainsi, notre décision de n'inclure que trois groupes dans notre design expérimental a été influencée notamment par des fondements théoriques existants. Comme expliqué dans le second article (section 6.1 Limitations and Future Work), plusieurs recherches antérieures ont été menées afin d'étudier le rôle de la motivation sur l'expérience d'apprentissage, dans des contextes sans utilisation de technologie neuro-adaptative. La littérature actuelle démontre que la motivation a un impact positif significatif sur les gains et performances d'apprentissage. De plus, notre décision repose sur des considérations pratiques, notamment sur la disponibilité des ressources. Inclure un quatrième groupe de participants aurait considérablement rallongé la durée de la collecte de données et aurait demandé un investissement financier additionnel. En conclusion, étant donné la disponibilité limitée de la salle de collecte des données, du budget alloué à l'étude, de l'objectif de notre étude ainsi que de notre revue de la littérature, nous avons pris la décision de n'inclure que trois groupes dans notre design expérimental. Nous reconnaissons toutefois que les prochaines étapes de test de l'artéfact devraient comprendre ce quatrième groupe afin d'enrichir l'interprétation des résultats.

Autres pistes de réflexion et de recherche futures

Selon le processus itératif en Design Science, la prochaine étape serait d'adapter l'artéfact actuel en fonction des limites soulevées. Ainsi, il serait important de se lancer dans un autre cycle de design afin de mener à une nouvelle version du BCI. Des ajustements sont à réaliser, notamment au niveau de la classification de la charge cognitive et de l'ajout d'un bloc de filtrage de signal EEG. La nouvelle version pourrait être testée afin de valider les changements.

En raison des résultats obtenus lors de notre étude, nous croyons qu'il serait intéressant d'ajouter davantage de dynamisme à l'interface neuro-adaptative, de sorte à la rendre plus

amusante et motivante. Nos résultats suggèrent que l'interface neuro-adaptative seule peut paraître monotone, et que l'ajout d'un facteur motivationnel améliore l'expérience d'apprentissage de façon importante en menant à des gains d'apprentissages plus élevés. Ainsi, sans changer les actions adaptatives, il serait intéressant d'ajouter des éléments plus dynamiques à l'interface, tels que des bruits, des encouragements, ou même des objectifs (comme un nombre de bonnes réponses de suite).

Lorsque l'interface serait jugée complètement satisfaisante, il serait intéressant d'investiguer la possibilité d'utilisation de systèmes EEG plus petits et plus faciles à installer et opérer. Un casque tel que nous avons utilisé est conçu pour des fins de recherches, c'est-à-dire qu'il doit être posé et opéré par une personne qualifiée. Ce type de casque ne serait donc pas pratique pour une utilisation commerciale. Il serait également intéressant de tester la solution chez différentes populations, comme chez les individus atteints d'un trouble du déficit de l'attention (TDA, TDAH), et chez les enfants. La grande majorité des solutions d'AAO sont développées en fonction de « l'individu sain », convenant à la majorité de la population. Et pourtant, un système tel que développé dans cette étude pourrait permettre à de nombreuses populations rencontrant des difficultés d'apprentissages d'apprendre à leur rythme et de vivre des expériences d'apprentissage plus agréables.

À ce point-ci, il est maintenant possible de comprendre que malgré ses limites, notre étude contribue non-seulement à l'avancée des connaissances et de la théorie, mais également à la pratique. Même s'il ne s'agit que d'une première instanciation, il est important de réfléchir aux impacts à long-terme d'un tel système sur les utilisateurs. Notamment, ces réflexions peuvent aider à prioriser les besoins et les attentes des utilisateurs en créant un design centré sur l'utilisateur, promouvoir l'accessibilité et l'inclusivité du système, et même faciliter le processus itératif afin d'optimiser le développement du système. Considérant les limites de l'étude et les pistes de recherche futures mentionnées précédemment, il est très important de réfléchir aux implications éthiques d'un tel système sur les apprenants afin de s'assurer que la solution finale respecte les normes éthiques et les attentes sociétales.

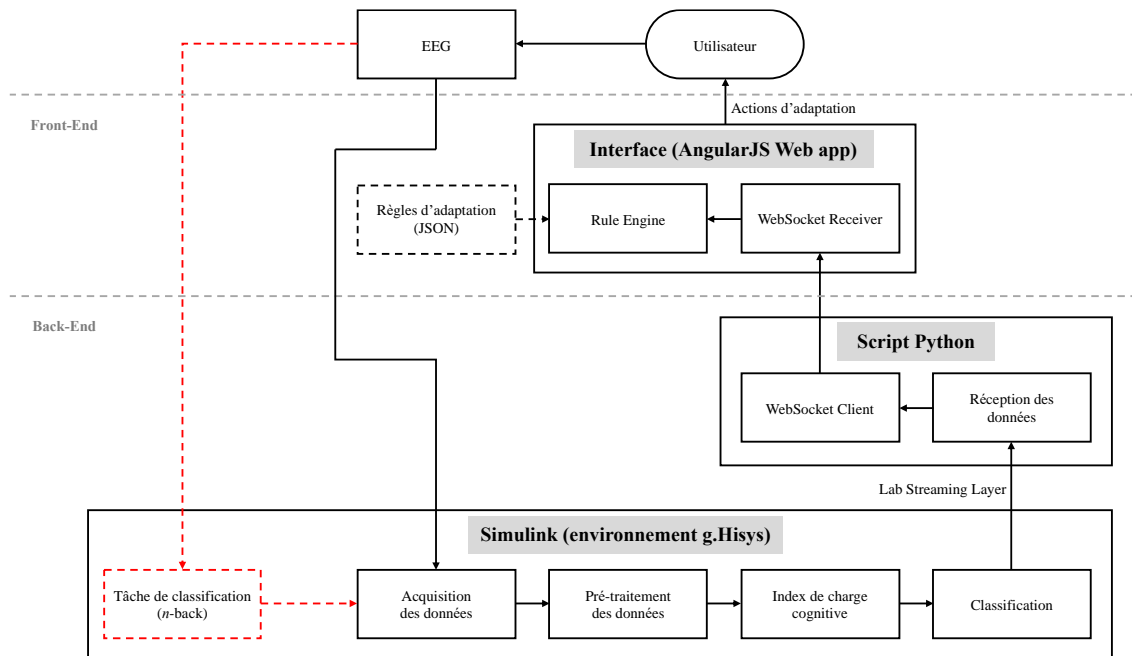
À l'origine, les BCI, plus précisément les BCI actifs, ont été inventés afin de servir de technologie d'assistance, c'est-à-dire comme systèmes aidant les individus atteints d'handicaps physiques ou de déficiences à interagir volontairement avec leur environnement, notamment pour la neuroréhabilitation, la communication, ou le contrôle de dispositifs externes (bras et jambes mécaniques, chaises roulantes, etc.) (Zander et al., 2010). Ainsi, la majorité des études portent sur les BCI actifs et se concentrent sur l'aspect technique du système et sur l'amélioration du processus de neurofeedback (Fontanillo Lopez et al., 2020). Étant donné la grande quantité d'études et le contexte d'utilisation des BCI actifs, la littérature regorge d'articles abordant les différentes considérations éthiques de tels systèmes. Ce n'est que plus récemment que les BCI passifs, c'est-à-dire qui mesurent et interprètent l'activité spontanée du cerveau de l'utilisateur dans le but d'adapter une interface ou de surveiller l'évolution de son état mental, ont vu le jour (Zander & Kothe, 2011). Les BCI passifs peuvent être utilisés dans plusieurs contextes différents et peuvent facilement être commercialisés (quelques exemples se trouvent dans la section *Contributions pratiques* de ce mémoire). Malgré l'intérêt grandissant envers ce type de BCI, plusieurs études ont soulevé un manque d'encadrement éthique dans le design et le développement de systèmes BCI passifs de façon générale (Fontanillo Lopez et al., 2020). Et comme il s'agit de technologies pouvant être accessibles à tous, il devient tout aussi important d'étudier l'acceptabilité de tels systèmes à travers la population, notamment dans un contexte éducatif. Par exemple, malgré qu'elle ait gagné un prix pour son potentiel innovateur (Smith, 2017), l'entreprise BrainCo (mentionnée dans la section *Contributions pratiques*) a fait l'objet de plusieurs critiques à travers le monde en 2019 suite à la commercialisation, en Chine, de son système BCI servant simplement à surveiller le niveau d'engagement des étudiants et à envoyer l'information au professeur en temps réel. Les critiques concernaient majoritairement la protection des données et de la vie privée des étudiants, le prix relativement élevé des appareils, et la perception face à l'utilisation du système et à la pression de performance. Pour l'instant, à notre connaissance, aucun système BCI d'apprentissage n'a été commercialisé dans le but d'évaluer et d'adapter une interface en temps réel en fonction des états mentaux de l'apprenant. Il est donc primordial de penser dès maintenant à l'acceptabilité et aux

considérations éthiques que ces systèmes peuvent impliquer dans le but de créer des lignes directrices pour la conception de tels systèmes. Bien que notre système fonctionne de façon différente que celui de BrainCo, et qu'il est plus facile de comprendre son potentiel dans l'amélioration de l'expérience d'apprentissage, les prochaines recherches devraient aborder les aspects de l'éthique et de l'acceptabilité, autant pour les étudiants que leurs parents et leurs enseignants.

Le modèle du BCI

La prochaine section introduit le modèle du BCI et ses principales composantes.

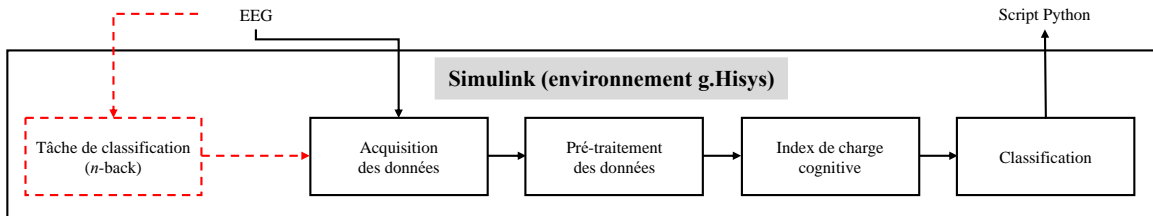
Figure 12 - Modèle simplifié du BCI



Modèle Simulink (environnement g.Hisys)

Le modèle du BCI a été créé sur Simulink dans MATLAB (version R2021b, Mathworks, MA) en utilisant l'environnement de traitement de données en ligne à haute vitesse g.Hisys de g.tec (g.tec medical engineering GmbH, Austria). Un modèle simplifié du BCI dans Simulink se trouve en Annexe III.

Figure 13 - Croquis général du modèle BCI dans Simulink



Tâche de classification (n -back) - Installation et sauvegarde des données : La tâche de n -back est en pointillé rouge (Figure 13) car elle constitue une tâche réalisée une seule fois avant l'expérience afin d'établir des seuils de charge cognitive. Elle peut être installée à partir du bloc de configuration de l'environnement, nommé « Tâche n -back ». Il est possible de sélectionner le type de n -back à faire compléter au participant parmi trois choix : un 0-back, un 2-back et une combinaison du 0 et 2-back. Les fichiers séparés de 0-back et 2-back ont été utiles notamment lors des phases de pré-tests. Dans le cadre de cette étude, seul le fichier combinant le 0 et le 2-back a été utilisé. La tâche n -back sélectionnée apparaît donc en plein écran sur l'ordinateur du participant et débute lorsque nous appuyons sur le bouton de démarrage dans Simulink. La tâche permet de prendre comme intrant les touches du clavier du participant. Ainsi, lorsque le participant appuie sur l'une des touches du clavier devant lui, le système enregistre la réponse. De plus, le nom de la tâche (0-back ou 2-back) lorsque le fichier combiné est sélectionné et le numéro du participant sont sauvegardés dans un fichier pour référence. Les données du n -back sont finalement enregistrées dans un seul fichier, séparant les données obtenues lors du 0-back et du 2-back de façon séparée, afin d'utiliser ces valeurs dans la classification de la charge cognitive.

Acquisition des données : Tout d'abord, il est possible de sélectionner le type de données utilisées. Lors de la collecte auprès des participants, le mode ONLINE : g.Nautilus (ou « en ligne ») est sélectionné, afin de permettre une collecte de données à partir d'un casque EEG en temps réel. C'est également à partir de ce bloc que l'on configure et connecte l'amplificateur sans-fil au système BCI. Dans ce cas, les données EEG sont échantillonnées à une fréquence de 250Hz. Lorsque ce mode est sélectionné, les données EEG non-filtrées

sont sauvegardées afin de réaliser des analyses post-hoc, si nécessaire. Le mode OFFLINE : Fichier (ou « hors ligne ») permet d'utiliser des données EEG pré-enregistrées afin de faire rouler le système BCI, fonction très utile lors des phases de pré-tests.

Pré-traitement des données : Les données EEG sont filtrées par un premier filtre passe-bande Butterworth (0.5Hz – 30Hz) pour isoler les bandes de fréquences d'intérêt et atténuer les fréquences dépassant les seuils. Ensuite, un filtre coupe-bande Notch (58Hz – 62Hz) est appliqué afin d'éliminer le bruit provenant des lignes électriques. Il est également possible de visualiser le signal EEG filtré en temps réel. Finalement, le signal filtré est envoyé à un bloc d'extraction des caractéristiques (*feature extraction*), qui cible l'activité de l'électrode P7. Les bandes de fréquences alpha (8 – 12Hz), bêta (13 – 30Hz) et thêta (4 – 8Hz) de l'électrode P7 sont extraites. La bande de fréquence alpha de cette électrode est ensuite envoyée au prochain bloc pour le calcul de charge cognitive.

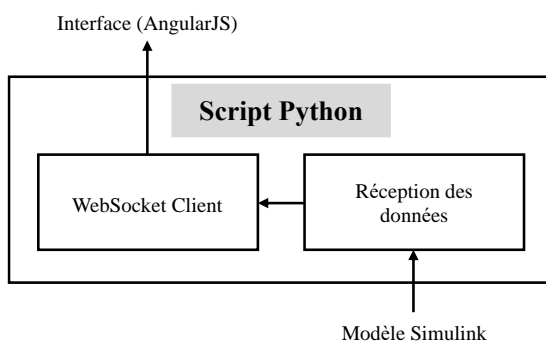
Importation des seuils de charge cognitive obtenus lors du *n*-back : Le bloc « Importation du fichier *n*-back » dans le modèle Simulink permet d'importer les seuils de charge cognitive obtenus lors de la réalisation de la tâche *n*-back. Il est également possible de modifier la longueur de la moyenne mobile utilisée dans la classification de la charge cognitive, ainsi que la fréquence à laquelle les données sont envoyées à l'interface.

Index et classification de charge cognitive : Un interrupteur intégré au modèle Simulink permet de sélectionner le mode de classification de charge cognitive désiré. Lorsque l'interrupteur pointe vers le mode « critère », la charge cognitive est calculée puis classifiée sans utiliser de moyenne mobile. Lorsque l'interrupteur pointe vers « avec moyenne mobile », mode utilisé dans le cadre de cette étude, la charge cognitive est calculée puis classifiée en considérant la moyenne mobile, c'est-à-dire les 60 dernières secondes d'enregistrement des données. Ainsi, la charge cognitive est calculée grâce à l'index puis classifiée, tel que décrit dans l'article 2 de ce mémoire. Les valeurs sont converties en 0 (charge cognitive faible), 1 (charge cognitive optimale) et 2 (charge cognitive élevée).

Envoi des données vers le script Python : Finalement, un bloc nommé « LSL Sender » communique les valeurs de charge cognitive grâce à un *Lab Streaming Layer* vers le fichier Python à une fréquence d'une fois aux 6 secondes.

Script Python

Figure 14 - Script Python



Le script Python reçoit le flux LSL du modèle Simulink et en extrait les valeurs de charge cognitive (0, 1 et 2) en temps réel. Celui-ci convertit ces valeurs en classes. Ainsi, le script Python sert de pont entre le modèle Simulink et l'interface (Figure 14). Le script comprend également le *WebSocket Client*, qui permet d'envoyer les valeurs classifiées de

charge cognitive en temps réel au *WebSocket Receiver* intégré dans l'interface, via une connexion *WebSocket*.

Figure 15 - Extrait de la vue en temps réel du script Python

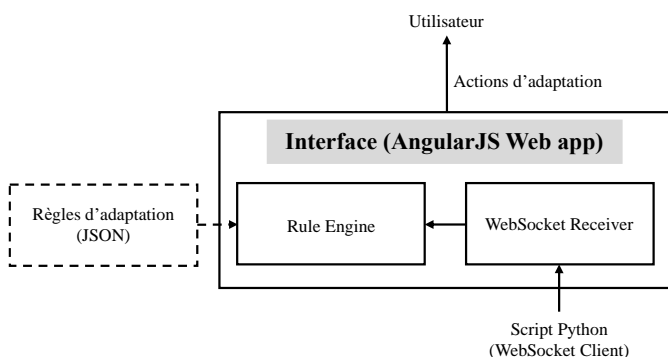
```
socket_aristote
[INFO][lsl-ws]: 2
[INFO][lsl][received]:2.0[type]:<class 'float'>
[INFO][lsl-ws]: 2
[INFO][lsl][received]:1.0[type]:<class 'float'>
[INFO][lsl-ws]: 1
[INFO][lsl][received]:1.0[type]:<class 'float'>
[INFO][lsl-ws]: 1
[INFO][lsl][received]:0.0[type]:<class 'float'>
[INFO][lsl-ws]: 0
[INFO][lsl][received]:1.0[type]:<class 'float'>
[INFO][lsl-ws]: 1
[INFO][lsl][received]:2.0[type]:<class 'float'>
[INFO][lsl-ws]: 2
```

Le script Python nous permet également de visualiser chaque valeur classifiée de charge cognitive en temps réel. En d'autres termes, lorsque le script Python est ouvert et que le BCI est en marche, il est possible de voir les valeurs classifiées de charge cognitive apparaître à une fréquence d'une fois aux 6

secondes (voir Figure 15). Cette fonctionnalité a été utile lors des phases de pré-test et de la collecte de données afin de s'assurer que la connexion est bien établie entre le modèle Simulink et l'interface, et que la classification se réalise correctement.

Interface d'apprentissage en mémoire de constellations

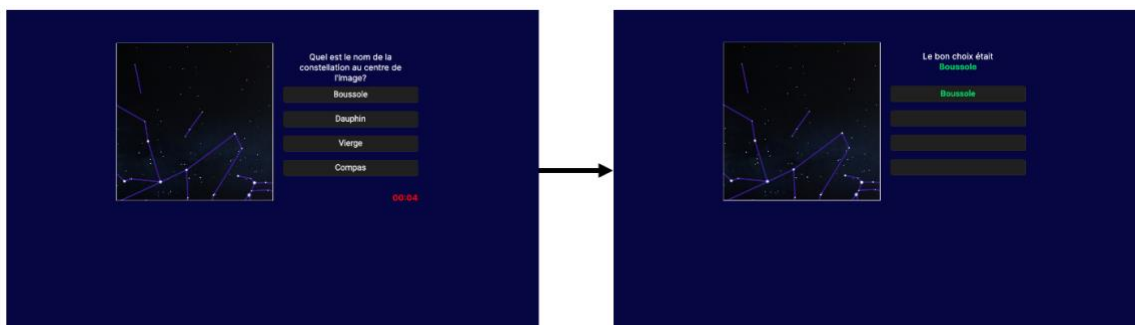
Figure 16 - Schéma de l'interface d'apprentissage



L'interface d'apprentissage en mémoire de constellation a été développée sous la forme d'une application Web avec AngularJS. Elle comprend un *WebSocket Receiver*, qui permet de recevoir les valeurs classifiées du script Python (Figure 16). De plus, un *Rule Engine* a été intégré dans l'application afin de pouvoir sélectionner le bon type d'interface (régulière ou adaptative) à afficher en fonction du numéro de participant. Celui-ci permettait également d'importer un fichier comprenant le code de règles d'adaptation sous le format JSON (voir Annexe IV). En d'autres termes, le *Rule Engine* permettait d'adapter la vitesse de présentation de l'information sur l'interface en fonction des valeurs classifiées de charge cognitives reçues du *WebSocket Receiver* en fonction des règles d'adaptation codées dans le fichier JSON préalablement importé.

Comme décrit dans les deux articles inclus dans ce mémoire, l'interface montrait tout d'abord une image d'une constellation accompagnée de quatre choix de réponses (Figure 17). Un chronomètre se situait sous les choix multiples, indiquant le temps restant pour répondre à la question. Une fois le temps écoulé, l'interface montrait la bonne réponse au participant. Lors de l'étude, l'interface était présentée au participant sur Google Chrome.

Figure 17 - Aperçu visuel de l'interface d'apprentissage en mémoire de constellations



Références

- Abbas, A., Seo, J., & Kim, M. (2020). Impact of mobile augmented reality system on cognitive behavior and performance during rebar inspection tasks. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 34(6), 04020050.
- Abiri, R., Borhani, S., Sellers, E. W., Jiang, Y., & Zhao, X. (2019). A comprehensive review of EEG-based brain–computer interface paradigms. *Journal of Neural Engineering*, 16(1), 011001. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aaf12e>
- Allal, L., & Ducrey, G. P. (2000). Assessment of—or in—the zone of proximal development. *Learning and Instruction*, 10(2), 137-152.
- Anmarkrud, Ø., Andresen, A., & Bråten, I. (2019). Cognitive load and working memory in multimedia learning: Conceptual and measurement issues. *Educational Psychologist*, 54(2), 61-83.
- Antonenko, P., Paas, F., Grabner, R., & van Gog, T. (2010). Using Electroencephalography to Measure Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 22(4), 425-438. <https://doi.org/10.1007/s10648-010-9130-y>
- Ayres, P., & Paas, F. (2012). Cognitive Load Theory: New Directions and Challenges. *Applied Cognitive Psychology*, 26(6), 827-832. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/acp.2882>
- Berka, C., Levendowski, D. J., Lumicao, M. N., Yau, A., Davis, G., Zivkovic, V. T., Olmstead, R. E., Tremoulet, P. D., & Craven, P. L. (2007, May). EEG correlates of task engagement and mental workload in vigilance, learning, and memory tasks. *Aviat Space Environ Med*, 78(5 Suppl), B231-244.
- Brehm, J. W., & Self, E. A. (1989). The intensity of motivation. *Annual review of psychology*, 40(1), 109-131.
- Brocke, J. v., Hevner, A., & Maedche, A. (2020). Introduction to Design Science Research. In (pp. 1-13). https://doi.org/10.1007/978-3-030-46781-4_1
- Brouwer, A.-M., Hogervorst, M. A., van Erp, J. B. F., Heffelaar, T., Zimmerman, P. H., & Oostenveld, R. (2012). Estimating workload using EEG spectral power and ERPs in the n-back task. *Journal of Neural Engineering*, 9(4), 045008. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/9/4/045008>
- Brunner, C., Birbaumer, N., Blankertz, B., Guger, C., Kübler, A., Mattia, D., Millán, J. d. R., Miralles, F., Nijholt, A., Opisso, E., Ramsey, N., Salomon, P., & Müller-Putz, G. R. (2015). BNCI Horizon 2020: towards a roadmap for the BCI community.

- Brain-Computer Interfaces*, 2(1), 1-10.
<https://doi.org/10.1080/2326263X.2015.1008956>
- Chaiklin, S. (2003). The zone of proximal development in Vygotsky's analysis of learning and instruction. *Vygotsky's educational theory in cultural context*, 1(2), 39-64.
- Cohen, M. X. (2017). Where Does EEG Come From and What Does It Mean? *Trends in Neurosciences*, 40(4), 208-218.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tins.2017.02.004>
- Earle, F., Hockey, B., Earle, K., & Clough, P. (2015). Separating the effects of task load and task motivation on the effort–fatigue relationship. *Motivation and Emotion*, 39, 467-476.
- Fontanillo Lopez, C. A., Li, G., & Zhang, D. (2020). Beyond technologies of electroencephalography-based brain-computer interfaces: a systematic review from commercial and ethical aspects. *Frontiers in Neuroscience*, 14, 611130.
- Gerjets, P., Walter, C., Rosenstiel, W., Bogdan, M., & Zander, T. O. (2014). Cognitive state monitoring and the design of adaptive instruction in digital environments: lessons learned from cognitive workload assessment using a passive brain-computer interface approach. *Frontiers in Neuroscience*, 8.
<https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00385>
- Gerjets, P. H., & Hesse, F. W. (2004). When are powerful learning environments effective? The role of learner activities and of students' conceptions of educational technology. *International Journal of Educational Research*, 41(6), 445-465.
- Gevins, A., & Smith, M. E. (2003). Neurophysiological measures of cognitive workload during human-computer interaction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 4(1-2), 113-131.
- Gopalan, V., Bakar, J. A. A., Zulkifli, A. N., Alwi, A., & Mat, R. C. (2017). A review of the motivation theories in learning. Aip conference proceedings,
- Grizioti, M., & Kynigos, C. (2020). Computer-based learning, computational thinking, and constructionist approaches. In *Encyclopedia of education and information technologies* (pp. 355-371). Springer.
- Gu, X., Cao, Z., Jolfaei, A., Xu, P., Wu, D., Jung, T.-P., & Lin, C.-T. (2021). EEG-based brain-computer interfaces (BCIs): A survey of recent studies on signal sensing technologies and computational intelligence approaches and their applications. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 18(5), 1645-1666.

- Haleem, A., Javaid, M., Qadri, M. A., & Suman, R. (2022). Understanding the role of digital technologies in education: A review. *Sustainable Operations and Computers*, 3, 275-285.
- Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS quarterly*, 75-105.
- Jaeggi, S. M., Buschkuhl, M., Perrig, W. J., & Meier, B. (2010). The concurrent validity of the N-back task as a working memory measure. *Memory*, 18(4), 394-412.
- Kalyuga, S. (2007). Enhancing Instructional Efficiency of Interactive E-learning Environments: A Cognitive Load Perspective. *Educational Psychology Review*, 19(3), 387-399. <https://doi.org/10.1007/s10648-007-9051-6>
- Kalyuga, S., & Tzu-Chien, L. (2015). Guest Editorial: Managing Cognitive Load in Technology-Based Learning Environments. *Journal of Educational Technology & Society*, 18(4), 1-8. <http://www.jstor.org/stable/jeductechsoci.18.4.1>
- Kane, M. J., Conway, A. R. A., Miura, T. K., & Colflesh, G. J. H. (2007). Working memory, attention control, and the n-back task: A question of construct validity. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 33(3), 615-622. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.33.3.615>
- Karran, A. J., Demazure, T., Leger, P.-M., Labonte-LeMoyne, E., Senecal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Toward a Hybrid Passive BCI for the Modulation of Sustained Attention Using EEG and fNIRS [Original Research]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 13. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2019.00393>
- Kirschner, F., Kester, L., & Corbalan, G. (2011, 2011/01/01/). Cognitive load theory and multimedia learning, task characteristics and learning engagement: The Current State of the Art. *Computers in Human Behavior*, 27(1), 1-4. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.05.003>
- Kuldas, S., Satyen, L., Ismail, H. N., & Hashim, S. (2014). Greater cognitive effort for better learning: Tailoring an instructional design for learners with different levels of knowledge and motivation. *Psychologica Belgica*, 54(4), 350.
- Markets, R. a. (2023). *Global EdTech Market - Outlook & Forecast 2023-2028*.
- Mutlu-Bayraktar, D., Cosgun, V., & Altan, T. (2019). Cognitive load in multimedia learning environments: A systematic review. *Computers & Education*, 141, 103618. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103618>
- Paas, F., Tuovinen, J., Tabbers, H., & Van Gerven, P. (2003, 03/01). Cognitive Load Measurement as a Means to Advance Cognitive Load Theory. *Educational*

- Psychologist* - *EDUC PSYCHOL*, 38, 63-71.
https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_8
- Paas, F., Tuovinen, J. E., Van Merriënboer, J. J., & Aubteen Darabi, A. (2005). A motivational perspective on the relation between mental effort and performance: Optimizing learner involvement in instruction. *Educational Technology Research and Development*, 53, 25-34.
- Peppers, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M., & Chatterjee, S. (2007, 01/01). A design science research methodology for information systems research. *Journal of Management Information Systems*, 24, 45-77.
- Riedl, R., & Léger, P.-M. (2016). Tools in NeuroIS Research: An Overview. In *Fundamentals of NeuroIS: Information Systems and the Brain* (pp. 47-72). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-45091-8_3
- Riopel, M., Chastenay, P., Fortin-Clément, G., Potvin, P., Masson, S., & Charland, P. (2017). USING INVARIANCE TO MODEL PRACTICE, FORGETTING, AND SPACING EFFECTS. EDULEARN17 proceedings,
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American psychologist*, 55(1), 68.
- Sauseng, P., & Klimesch, W. (2008). What does phase information of oscillatory brain activity tell us about cognitive processes? *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 32(5), 1001-1013.
- Shah, S. (2021). *A decade of MOOCs: A review of stats and trends for large-scale online courses in 2021*. EdSurge.
- Smith, R. (2017). « Thought Control » and Learning Game Start-Up Companies in the Winner's Circle at the ISTE. Pitch Fest Competition, ISTE, San Antonio.
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0364-0213\(88\)90023-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0364-0213(88)90023-7)
- Sweller, J. (1994). Cognitive load theory, learning difficulty, and instructional design. *Learning and Instruction*, 4(4), 295-312. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0959-4752\(94\)90003-5](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0959-4752(94)90003-5)
- Sweller, J. (2010). Element Interactivity and Intrinsic, Extraneous, and Germane Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 22(2), 123-138. <https://doi.org/10.1007/s10648-010-9128-5>

- Sweller, J. (2011). CHAPTER TWO - Cognitive Load Theory. In J. P. Mestre & B. H. Ross (Eds.), *Psychology of Learning and Motivation* (Vol. 55, pp. 37-76). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-387691-1.00002-8>
- Sweller, J. (2020). Cognitive load theory and educational technology. *Educational Technology Research and Development*, 68(1), 1-16.
- Sweller, J., Ayres, P., & Kalyuga, S. (2011). Measuring Cognitive Load. In J. Sweller, P. Ayres, & S. Kalyuga (Eds.), *Cognitive Load Theory* (pp. 71-85). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-8126-4_6
- Sweller, J., & Chandler, P. (1994). Why some material is difficult to learn. *Cognition and instruction*, 12(3), 185-233.
- Tan, D., & Nijholt, A. (2010). *Brain-computer interfaces and human-computer interaction*. Springer.
- Tekin, C., Braun, J., & Schaar, M. v. d. (2015). eTutor: Online learning for personalized education. 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP),
- Tetzlaff, L., Schmiedek, F., & Brod, G. (2021). Developing Personalized Education: A Dynamic Framework. *Educational Psychology Review*, 33(3), 863-882. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09570-w>
- Van der Kleij, F. M., Feskens, R. C., & Eggen, T. J. (2015). Effects of feedback in a computer-based learning environment on students' learning outcomes: A meta-analysis. *Review of Educational Research*, 85(4), 475-511.
- Van Erp, J., Lotte, F., & Tangermann, M. (2012). Brain-computer interfaces: beyond medical applications. *Computer*, 45(4), 26-34.
- vom Brocke, J., Hevner, A., Léger, P. M., Walla, P., & Riedl, R. (2020). Advancing a NeuroIS research agenda with four areas of societal contributions. *European Journal of Information Systems*, 29(1), 9-24.
- Vygotsky, L. S., & Cole, M. (1978). *Mind in society: Development of higher psychological processes*. Harvard university press.
- Wang, H., & Lehman, J. D. (2021). Using achievement goal-based personalized motivational feedback to enhance online learning. *Educational Technology Research and Development*, 69(2), 553-581. <https://doi.org/10.1007/s11423-021-09940-3>

- Wang, S., Gwizdka, J., & Chaovalitwongse, W. A. (2016). Using Wireless EEG Signals to Assess Memory Workload in the n-Back Task. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 46(3), 424-435. <https://doi.org/10.1109/THMS.2015.2476818>
- Wang, Y., Nakanishi, M., & Zhang, D. (2019). EEG-Based Brain-Computer Interfaces. In X. Zheng (Ed.), *Neural Interface: Frontiers and Applications* (pp. 41-65). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-2050-7_2
- Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113(6), 767-791.
- Zander, T. O., & Kothe, C. (2011). Towards passive brain-computer interfaces: applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general. *Journal of Neural Engineering*, 8(2), 025005. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/8/2/025005>
- Zander, T. O., Kothe, C., Jatzev, S., & Gaertner, M. (2010). Enhancing human-computer interaction with input from active and passive brain-computer interfaces. *Brain-Computer Interfaces: Applying our Minds to Human-Computer Interaction*, 181-199.

Annexes

Annexe I – Questionnaire Qualtrics présenté aux participants lors de la collecte de données

DIRECTIVES ACCOMPAGNANT UN QUESTIONNAIRE

Vous trouverez dans les prochaines pages un questionnaire auquel nous vous invitons à répondre. Ce questionnaire a été développé dans le cadre d'un mémoire à HEC Montréal.

Répondez sans hésitation aux questions incluses dans ce questionnaire, car ce sont vos premières impressions qui reflètent généralement le mieux votre pensée. Il n'y a pas de limite de temps pour répondre au questionnaire, bien que nous ayons estimé que cela devrait vous prendre environ 10 minutes au total.

Les renseignements recueillis resteront strictement confidentiels; ils ne seront utilisés que pour l'avancement des connaissances et la diffusion des résultats globaux dans des forums savants ou professionnels.

Le fournisseur de collecte de données en ligne s'engage à ne révéler aucune information personnelle (ou toute autre information relative aux participants de cette étude) à d'autres utilisateurs ou à tout autre tiers, à moins que le répondant consente expressément à une telle divulgation ou que celle-ci soit exigée par la loi.

Vous êtes complètement libre de refuser de participer à ce projet et vous pouvez décider en tout temps d'arrêter de répondre aux questions. Le fait de remplir ce questionnaire sera considéré comme votre consentement à participer à notre recherche et à l'utilisation des données recueillies dans ce questionnaire pour d'éventuelles recherches.

Si vous avez des questions concernant cette recherche, vous pouvez contacter le chercheur principal, Pierre-Majorique Léger, au numéro de téléphone ou à l'adresse de courriel indiqués ci-dessous.

Le comité d'éthique de la recherche de HEC Montréal a statué que la collecte de données liée à la présente étude satisfait aux normes éthiques en recherche auprès des êtres humains. Pour toute question en matière d'éthique, vous pouvez communiquer avec le secrétariat de ce comité au (514) 340-6051 ou par courriel à cer@hec.ca.

Merci de votre précieuse collaboration!

(Informations de l'étudiante et du chercheur principales fournies)

PARTIE 1 – Confirmation de la main droite prédominante dans les activités de vie quotidienne

1. Quel est votre numéro de participant?

2. Veuillez indiquer vos préférences dans l'utilisation de vos mains lors des activités ou de la manipulation des objets suivants.
N'ayez pas peur de mimer l'action afin de répondre de la façon la plus précise possible.

	Toujours gauche	Généralement gauche	Les deux	Généralement droite	Toujours droite
Écrire	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Dessiner	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Lancer	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ciseaux	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Brosse à dents	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Couteau (sans fourchette)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cuillère	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Balais (main supérieure (la plus élevée et près de vous) sur le manche)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Allumer une allumette (main qui tient l'allumette)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ouvrir un pot (main qui tient le couvercle)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Avec quel pied préférez-vous donner un coup de pied?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Quel œil utilisez-vous lorsque vous n'en utilisez qu'un?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

PARTIE 2 – Questionnaire pré-test

3. Quel âge avez-vous? Veuillez indiquer le chiffre seulement (par exemple, 24)

4. Quel est votre genre?

- Homme
 Femme
 Autre

5. Êtes-vous présentement un(e) étudiant(e)?

- Oui
 Non

6. (Si **NON** à la question 5) – Dans la dernière année, avez-vous suivi des formations et/ou des cours en ligne dans le cadre de votre travail ou votre vie personnelle?

(Par exemple : des formations régulières au travail afin de perfectionner vos connaissances, ou des cours sur un sujet qui vous intéresse simplement pour votre plaisir personnel)

- Oui
 Non

7. Veuillez noter votre niveau d'intérêt général face aux constellations.

Aucun intérêt	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Très grand intérêt
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	

8. Dans quelle mesure êtes-vous en accord avec les énoncés suivants?

	Fortement en désaccord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni en accord, ni en désaccord	Plutôt en accord	En accord	Fortement en accord
Je connais assez bien les constellations.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je ne me sens pas très informé(e) sur la théorie entourant les constellations.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Dans mon cercle d'amis, je fais partie des « expert(e)s » sur les constellations.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je sais faire la différence entre astronomie et astrologie.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Comparé à la plupart des gens, j'en sais moins sur les constellations.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je suis capable d'identifier un grand nombre de constellations en regardant le ciel.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
En matière de constellations, je n'y connais pas grand chose.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je connais le nom de plusieurs constellations.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'aime en apprendre davantage sur les constellations.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je trouve que les constellations sont importantes et utiles.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

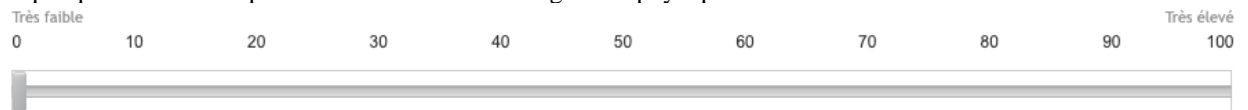
PARTIE 3 – Questionnaire post-test

1. En vous référant à l'expérience d'apprentissage de constellations que vous venez de compléter... Déplacez le curseur afin de répondre aux questions suivantes.

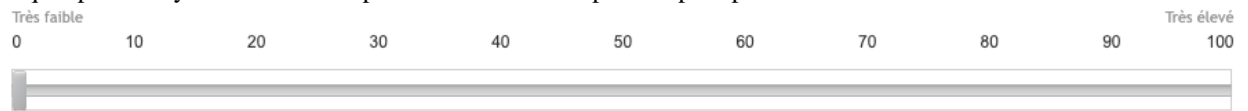
À quel point les tâches précédentes étaient-elles exigeantes mentalement?



À quel point les tâches précédentes étaient-elles exigeantes physiquement?



À quel point le rythme des tâches précédentes était-il rapide ou précipité?



À quel point pensez-vous avoir réussi les tâches précédentes?



Quel degré d'effort (physique ou mental) avez-vous dû fournir pour effectuer les tâches précédentes?



Pendant les tâches précédentes, à quel point vous êtes-vous senti stressé(e), irrité(e), frustré(e), non-confiant(e)?



2. En vous référant à votre expérience et vos interactions avec le système que vous venez d'utiliser... Dans quelle mesure êtes-vous en accord avec les énoncés suivants?

	Fortement en désaccord	En désaccord	Ni en accord, ni en désaccord	En accord	Fortement en accord
Je pense que j'aimerais utiliser ce système fréquemment.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai trouvé le système inutilement complexe.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je pense que le système était facile à utiliser.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je pense que j'aurais besoin du soutien d'un support technique pour pouvoir utiliser ce système.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai trouvé que les différentes fonctions de ce système étaient bien intégrées.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je pense qu'il y avait trop d'incohérences dans ce système.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

J'imagine que la plupart des gens apprendraient à utiliser ce système très rapidement.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai trouvé le système très contraignant à utiliser.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je me sentais très confiant(e) en utilisant le système.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'avais besoin d'apprendre beaucoup de choses avant de me sentir familier(ère) avec ce système.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

3. En vous référant à votre expérience et vos interactions avec l'interface que vous venez d'utiliser... Dans quelle mesure êtes-vous en accord avec les énoncés suivants?

	Fortement en désaccord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni en accord, ni en désaccord	Plutôt en accord	En accord	Fortement en accord
Le temps passe très vite lorsque j'utilise l'interface.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Parfois, je ne suis pas conscient(e) du temps qui passe lorsque j'utilise l'interface.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je passe souvent plus de temps à utiliser l'interface que prévu initialement.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Dans quelle mesure êtes-vous en accord avec les énoncés suivants?

	Fortement en désaccord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni en accord, ni en désaccord	Plutôt en accord	En accord	Fortement en accord
Lorsque j'utilise l'interface, je peux me concentrer sur ce qui doit être fait.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Lorsque j'interagis avec l'interface, je suis absorbé(e) par la tâche sur laquelle je travaille.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
La plupart du temps, je ne suis pas distrait(e) de ma tâche lorsque j'utilise l'interface.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Dans quelle mesure êtes-vous en accord avec les énoncés suivants?

	Fortement en désaccord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni en accord, ni en désaccord	Plutôt en accord	En accord	Fortement en accord
Utiliser l'interface est agréable.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Utiliser l'interface me procure du plaisir.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Utiliser l'interface m'ennuie beaucoup.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
---	-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

Dans quelle mesure êtes-vous en accord avec les énoncés suivants?

	Fortement en désaccord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni en accord, ni en désaccord	Plutôt en accord	En accord	Fortement en accord
Utiliser l'interface éveille mon intérêt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Interagir avec l'interface me rend curieux(se) à son sujet.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Interagir avec l'interface me rend curieux(se) à propos des constellations en général.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Dans quelle mesure êtes-vous en accord avec les énoncés suivants?

	Fortement en désaccord	En désaccord	Plutôt en désaccord	Ni en accord, ni en désaccord	Plutôt en accord	En accord	Fortement en accord
Lorsque j'utilise l'interface, je me sens en contrôle.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je maîtrise le fonctionnement de l'interface.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Lorsque j'utilise l'interface, je fais souvent des erreurs.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

4. Sur une échelle de 1 à 5, à quel point avez-vous été satisfait(e) de votre utilisation de l'interface d'apprentissage des constellations?

Pas du tout satisfait(e)					Extrêmement satisfait(e)
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
1	2	3	4	5	

Annexe II – Suivi des rencontres et des décisions lors du processus itératif de développement du BCI

Note : TOUS = Noémie, directeurs (Pierre-Majorique + Patrick), Alex, Jared et François.

No	Date	Parties impliquées	Description de modification et avancement	Nom du modèle
1	2022-05-10	Tous	Décision de faire une interface sur Métamorphe (et non directement sur Matlab/Simulink), NBACK pour calibration, et ensuite autoadaptation avec l'index de Pope	
2	2022-05-16	Tous / GTEC	Décision de faire une classification de charge cognitive à toutes les 6 secondes	
3	2022-05-17	Noémie / Patrick	Décision d'autoadapter en fonction de la vitesse de présentation du stimuli + feedback. Temps initial établi à 3s+3s.	
4	2022-05-31	Noémie / Jared / Alex	Rencontre pour mieux comprendre la méthodologie du projet. Financement provient maintenant d'IVADO; Annonce que la collecte se déroulera en 2 phases dû au délai de production du BCI par GTEC. Première phase sans classifier et deuxième avec classifier, et nous pourrions prendre les données obtenues dans la première phase pour entraîner le système pour la 2e (Machine Learning).	
5	2022-06-06	GTEC	Réception du premier modèle Simulink de GTEC contenant les requis du premier livrable (DAQ Simulink Model, qui sert à obtenir du data du casque, rouler le paradigme et sauvegarder les données).	Version 1
6	2022-06-07	GTEC	Retour d'un courriel de GTEC: retards dans le BCI, GTEC nous envoient de nouvelles dates de remise possibles.	
7	2022-06-15	Marine / Amine	Remise première version sans autoadaptation de l'interface d'apprentissage de constellations.	
8	2022-06-21	Tous	Premier livrable GTEC avec les premiers requis semble bien fonctionner. Début des prétests à l'interne.	
9	2022-06-27	GTEC	Réception du deuxième modèle Simulink de GTEC contenant les requis du deuxième livrable (Online Feature Extractor qui permet en plus de ce qu'il fait déjà, de faire un online extraction of band power, calculer le Pope Index (engagement), adapter en fonction des raw Pope Values, envoyer un index LSL à web et une nouvelle structure de sauvegarde des données).	Version 2
10	2022-06-27	Tous	Montage de la salle de collecte;	
11	2022-06-30	Amine / Marine	Partage accès Métamorphe pour les deux versions de l'interface (avec/sans autoadaptation)	
12	2022-07-05	François	Décision qu'on prend juste autoadaptation (EEG) comme mesure pour la première phase. On verra ensuite pour la 2e.	
13	2022-07-05	Noémie	Formation approfondie sur GTEC. Aucune indication sur quoi faire pendant le NBACK, ni quel NBACK choisir. Aucun montage d'électrodes d'intégré au modèle pour l'instant.	
14	2022-07-06	Noémie	Problème avec le NBACK: on ne peut pas rouler deux NBACKS de suite. Seule façon de régler le problème est de faire rouler "NBACK Paradigm", qui contient le 0, 1, 2 et 3-BACK. Quand on clique sur stop, ça fonctionne, mais ça enregistre deux fichiers, ce qu'on ne veut pas; Algorithme de stabilisation non fonctionnel (60s). Nous devons travailler là-dessus.	
15	2022-07-06	Noémie	Le LSL output ne sort pas à la bonne fréquence (pas une valeur aux 6s, mais beaucoup plus rapide que ça), et ne donne probablement pas les bonnes valeurs. Ainsi, aucune autoadaptation ne fonctionne pour l'instant. NBACK doit être clarifiée.	
16	2022-07-07	Alex	Envoi de l'article sur ThReADS (Théophile Demazure) à GTEC par Alex afin qu'ils puissent intégrer ThReADS au projet. Juste envoyé l'article.	

17	2022-07-07	Noémie / Pierre-Majorique	Prétest sur Pierre-Majorique, sans le casque, pour voir la fluidité du protocole et donner des conseils sur le verbatim.	
18	2022-07-07	Amine / Marine	Bogue interface suite aux changements effectués.	
19	2022-07-08	Noémie / François / GTEC	Aide de GTEC pour adaptation du modèle Simulink; Données envoyées aux interfaces sont l'indice de Pope brut, et non les valeurs avec classification (0,1,2); Selon GTEC, ThReADS (avec classification) serait prêt dans les prochains jours; Les 0-BACK et 2-BACK ne son pas combinés en une seule tâche, mais plutôt 2 fichiers différents.	
20	2022-07-11	Tous	Toujours RIEN REÇU de la part de GTEC. On reçoit toujours le raw Pope Index au lieu de la classification 0,1,2.; On continue les pré-tests à l'interne.	
21	2022-07-12	Noémie	Problème avec la connexion casque-amplificateur-transmetteur GTEC. Nous avons dû écrire un e-mail à GTEC nous-même pour leur faire parvenir la situation, et avoir leur aide; Demandé aussi à GTEC le format de type de données qu'ils envoient par LSL. Pourrait être la source du problème du 08-juillet-2022; Problèmes de réception des features.	
22	2022-07-13	Tous	TOUJOURS RIEN REÇU de la part de GTEC. Pas reçu le livrable de classification (ThReADS). Dans l'attente de ce modèle pour pouvoir ajouter les touches de marqueurs sur le clavier. Aucune indication concernant la lettre visée au 0-BACK.	
23	2022-07-18	Noémie / Jared / Amine / GTEC	MEETING AVEC GTEC; Problèmes de communication entre projet et GTEC. GTEC pensait qu'ils nous avaient envoyé la version; GTEC nous aidera à installer une switch, permettant de passer de l'indice de Pope à ThReADS facilement pendant la même expérience (choisir le type de output qu'on veut). Il vérifie aussi s'il peut modifier comment les données nous sont envoyées (encore problème qu'on reçoit l'indice de Pope et non simplement les valeurs classifiées); GTEC confirme que le modèle Simulink actuel a été construit pour envoyer des double LSL values. Il va révérifier pour le nouveau modèle, pour que celui-ci nous envoie juste des simple LSL values; GTEC nous aidera à modifier un peu la tâche NBACK, pour ajouter un décompte avant que la tâche débute et avec des marqueurs automatiques. On pourra fusionner la 0 et la 2-BACK. On pourra ajouter aussi une rangée dans le fichier sortant du participant pour les marqueurs du NBACK (quand le participant appuie sur la barre d'espace ou non - retournant ainsi des 0 et des 1); Interface constellations: aucune autoadaptation, peu importe la valeur reçue dans le système	
24	2022-07-20	Amine / Marine / Noémie	Aide au déploiement de l'interface constellations, afin de régler le problème des règles qui ne donnaient pas le comportement attendu.	
25	2022-07-21	GTEC	Confirmation par courriel de GTEC que les valeurs envoyées sur LSL sont au mauvais format. Ils enverront un nouveau modèle sous peu.	
26	2022-07-25	GTEC	Réception d'un nouveau modèle Simulink par GTEC (avec switch Pope-ThReADS); NBACK fonctionne très bien. On vise la lettre A au 0-BACK; Indique un décompte avant de commencer la 0-BACK et la 2-BACK; Inclut un marqueur (spacebar) pour enregistrer la réponse du participant dans le log du NBACK; Modèle inclut maintenant un block afin d'y insérer le fichier NBACK collecté pour chaque participant afin d'aider à la classification et à la stabilisation de la classification; Sampling rate du fichier LSL encore beaucoup trop vite. Ce n'est pas une valeur aux 6s, mais plutôt l'inverse (6 valeurs par seconde).	Version 3
27	2022-07-25	Noémie	Prétests pour l'interface constellations. Elle s'adapte dès le premier bloc (devrait juste être bloc 2-3), et ne suit pas les règles d'adaptation convenues. S'adapte 1s+1s et passe directement à 9s+9s, sans gradation entre chaque autoadaptation; Le nouveau modèle Simulink N'EST PAS ENCORE BON - la fréquence des valeurs reçues en LSL n'est pas la bonne.	

28	2022-07-26	Noémie	On ne reçoit toujours pas les valeurs à la bonne fréquence (LSL) (encore trop rapide, 6 valeurs par seconde); On reçoit majoritairement des 0 pendant le NBACK et pendant l'expérience sur l'interface; Interface constellations: problème du 25-juillet-2022 réglés, mais ne s'adapte pas après 30s du début du bloc (s'adapte directement); Problème d'horloge sur l'un des ordinateurs (écrans 4-5), soit l'ordinateur de présentation des interfaces. Peut créer un problème de synchronisation des données, et aussi d'envoi/réception des données. Elle a 1h d'avance. Beaucoup de niaisage là-dessus (les TI sont venus la journée même changer le fuseau horaire de l'ordi pour un autre pas rapport (Rio) pensant régler le problème).	
29	2022-07-26	Jared	Confirmation par Jared et GTEC que le NBACK n'est pas du tout intégré comme "baseline" au modèle, c'est-à-dire que ça ne change rien de le faire puisque le NBACK n'influence pas du tout la classification; On utilise présentement de HARD THRESHOLDS (mêmes thresholds pour tous), et non des standardized thresholds (adaptés en fonction du participant), on doit arranger cela.	
30	2022-07-27	Marine	Réception du fichier de règles modifié, afin de régler le problème sur l'interface ARISTOTE du 26-juillet-2022.	
31	2022-07-28	GTEC / Noémie	Réception d'un nouveau modèle Simulink par GTEC; On reçoit maintenant les valeurs LSL au bon format et à la bonne fréquence (il y avait un misaligned Rate Transition Block avant le LSL sender); Problème avec l'interface constellations: on "time-out" à cause d'un problème de Web Sockets; Tests sur la classification: on reçoit presque juste des 0 et des 1 (très rarement des 2). On pense que c'est peut-être des valeurs inversées de classification.	Version 4
32	2022-08-01	Marine / Amine	Modifications apportées à l'interface constellations sur Métamorphe pour régler les bogues de web socket du 28-juillet-2022.	
33	2022-08-03	Noémie	Interface constellations: s'adapte en diminuant, mais pas en montant (on ne reçoit aucune valeur de CC de 2); Prétest de la version ThReADS (switch); On reçoit les données à la bonne fréquence (1/6s), on obtient une valeur ronde sur le lsl2ws.py (soit de 0 ou de 1), mais jamais de valeur 2; François confirme qu'aucun machine learning n'est impliqué dans le projet pour l'instant; Doute sur les électrodes prises en considération dans le calcul de la charge cognitive. Alex vérifie cela.	Version 5
34	2022-08-04	Alex	Modification par Alex du dernier modèle Simulink reçu. On enregistre maintenant seulement F3, F4, PO2 et PO4.	Version 6
35	2022-08-05	Noémie	Prétest sur le modèle modifié par Alex du 4-août-2022; On reçoit encore pas mal juste des 0 et des 1 dans la classification de CC. On reçoit surtout des 1 au 0-BACK et des 0 au 2-BACK; Jared a vérifié les calculs de l'index de Pope dans le modèle Simulink et il a remarqué qu'ils ne semblent pas corrects. Il calculera donc les valeurs manuellement pour comparer les résultats et voir si tout est correct.	
36	2022-08-05	Tous / GTEC	Demande par email de confirmation de certains points à GTEC: Si le NBACK influence les thresholds de la classification de la charge cognitive dans le modèle actuel; Détails sur la computation des calculs de l'indice de Pope dans le modèle actuel; Ajouter des marqueurs automatiques au modèle afin de ne pas avoir à en ajouter manuellement; Comment ajouter les résultats au NBACK d'un participant au modèle afin de lui créer des seuils personnalisés	
37	2022-08-08	Patrick	Retour sur sa proposition de mesure de Workload au lieu d'engagement (Pope). Article de Jansen, et article de Gevins et Smith; Proposition écartée par Alex et Jared.	

38	2022-08-08	Noémie / Jared	Confirmation que le dernier modèle reçu de GTEC prend en compte l'ensemble des électrodes pour le calcul de CC, et non simplement les électrodes visées au départ; De plus, mauvais calcul de POPE: divise d'abord la band power totale par la band power globale, ce qui est atypique; Nouvelle version modèle Simulink Alex/Jared: ajout d'un module de sélection de channels au modèle afin de sélectionner les électrodes pertinentes avant de débiter l'expérience; Nouvelle version prend maintenant en considération les électrodes Cz, P3, Pz et P4.	Version 7
39	2022-08-12	Noémie	Prétest sur Alex, avec le modèle le plus récent (8-août-2022). Impression que ThReADS inverse les valeurs de CC (où 2 étant low CC et 0 étant high CC). Aucune logique avec ce que le participant est en train de compléter. François avait écrit un courriel à Patrick à ce sujet, mais il est en vacances; Prétest sur Sylvain Sénécal, sans casque, pour tester la fluidité du protocole, verbatim, et interfaces. Commentaires sur les interfaces; Interface constellations: trop long, songe à couper 1 bloc autoadaptatif, diminuer le nombre de constellations ou avoir plus de constellations mais moins souvent, et choix de réponses randomisés;	
40	2022-08-16	François	François est maintenant le lien entre le lab et GTEC. Il s'occupe donc des communications entre nous et GTEC.	
41	2022-08-24	Noémie	Prétest du NBACK pour comprendre l'importation du fichier dans le modèle Simulink (particulièrement ThReADS). Ne fonctionne pas car il semble avoir trop de colonnes dans le fichier output du NBACK en .mat; François a réussi à supprimer des colonnes manuellement, donc on arrive à importer de cette façon, mais les valeurs reçues de la CC classifiée n'ont toujours aucun sens; Ajout du Eye-Tracker (TOBII) et Media Recorder dans l'étude. On utilise la bluebox. On utilise le hotspot sur cellulaire pour synchroniser les données reçues (bluetooth pour connecter la bluebox).	
42	2022-08-24	Noémie / Patrick / Pierre-Majorique	Décision d'aller de l'avant avec le design pré-aléatoire (Excel) pour l'étude sur les constellations par soucis de temps et de facilité de post-processing. De plus, on rend les choix de réponses aléatoires dans une banque de données, ainsi que leur ordre sur la page; Envoi de cette décision à Amine et Marine.	
43	2022-08-26	Noémie	Envoi d'un document avec les nouvelles constellations et le nouvel ordre de présentation pré-aléatoire. Ordre validé avec Patrick.	
44	2022-08-29	François	Discussion entre François et Théophile sur ThReADS du projet de Théophile. On réalise qu'il semble avoir certains problèmes avec ThReADS dans notre projet. Quelques ajustements à faire par François.	
45	2022-08-31	Marine	Réception de l'interface constellations modifiée, afin de régler le problème sur l'interface constellations du 26-août-2022.	
46	2022-08-31	Noémie	Modification du fichier de règles constellations afin de mettre le temps minimal à 3s+3s (avant, était à 1s+1s, ce qui était beaucoup trop court).	
47	2022-09-07	Noémie / François	Tweaking dans le plus récent modèle. Réalisation de NBACKs pour tenter d'intégrer les fichiers outputs au modèle pour chaque participant; Colonnes sur le fichier output ne sont pas nommées. On ne sait donc pas quelle colonne correspond à quoi; Fichier NBACK comporte trop de lignes, ne peut pas être intégré tel quel dans Simulink pour chaque participant. Pour l'instant, on doit sélectionner et concaténer deux rangées pour que ça fonctionne, mais c'est compliqué, niaisage et risque d'erreur ++; Problème avec le modèle Simulink et le code MATLAB. Nous redirige parfois vers le code d'un autre modèle.	
48	2022-09-07	Jared	Calcul ThReADS pas totalement adapté pour notre étude. Conçu pour une tâche longue et boring. Index non approprié selon lui.	
49	2022-09-07	François / Noémie	Modification du code Matlab associé au modèle Simulink pour avoir 5 valeurs de CC pour se rapprocher le plus possible des 5 niveaux dans l'article de Théophile sur le ThReADS.	

50	2022-09-13	Noémie / François	En attente des modifications de GTEC; François essaie d'arranger de son côté le problème avec les lignes du NBACK au lieu de demander à GTEC car ils sont trop lents et ne peuvent pas se faire demander deux choses en même temps (7-septembre-2022); Prétest aujourd'hui.	
51	2022-09-20	Noémie / François	Prétests, avec le même modèle et les mêmes interfaces. Autoadaptation ne fonctionne toujours pas, toujours aucun retour de la part de GTEC.	
52	2022-09-22	Noémie / François	Changement au niveau de la synchro des données Tobii-EEG-MR (on utilise la nouvelle Bluebox maintenant); Pour regarder le signal EEG dans le modèle actuel (inchangé), on doit aller voir dans le block "All Data", qui ne donne pas le même signal que quand on regarde la qualité du signal/impédances sur le modèle G.Hisys Amp (pas les mêmes filtres?). Jared confirme que c'est un problème de Software.	
53	2022-09-27	Noémie	Prétests, avec le même modèle et les mêmes interfaces. Toujours aucun retour de la part de GTEC.	
54	2022-09-29	Noémie	Problèmes au niveau du modèle Simulink de GTEC (toujours le même ancien modèle). Incapable de voir les impédances; Le logiciel de GTEC propose une nouvelle mise à jour à installer. Installation de la mise à jour.	
55	2022-10-04	Noémie	Prétests suite à la dernière mise à jour sur le logiciel GTEC, avec le même modèle et les mêmes interfaces. Toujours aucun retour de la part de GTEC.	
56	2022-10-06	Noémie / François	Prétests, avec le même modèle et les mêmes interfaces. Toujours aucun retour de la part de GTEC; Ajout d'une tâche de Baseline (90s) au protocole.	
57	2022-11-08	Noémie / François	Prétests sur le nouveau modèle reçu de GTEC; Le nouveau modèle Simulink contient maintenant un intégrateur de fichier NBACK; Le fichier output du participant sur MATLAB inclut maintenant les noms de colonnes. Par contre, quand on coche les 4 cases lors de la sélection de l'amplificateur (Accelerator Data, Link Quality, Validation Indicator et Battery Level), ça ajoute 4 colonnes au fichier output, et on ne peut plus l'intégrer au modèle dans le block d'intégration du NBACK; Nouveau modèle utilise les mêmes calculs que l'ancien modèle. Ne fonctionne donc pas comme souhaité. Modifications en cours afin d'adapter le code à ce qu'on avait la semaine dernière	Version 8
58	2022-11-10	Tous / GTEC	Visite de GTEC (Katryn) au Lab.	
59	2022-11-10	Noémie / François	Actions adaptatives fonctionnent dans l'interface en lien avec l'indice de Pope et ThReADS; Amélioration du code pour simplifier le workflow; Deux prétests aujourd'hui. On tweak un peu en essayant: Seuil du 2: 2*highMEAN // Seuil du 0: lowMEAN/2 (ou 2*lowMEAN); On essaie également: Seuil du 2: 1.5*highMEAN // Seuil du 0: 2.5*lowMEAN; Finalement, on essaie: Seuil du 0: lowMEAN/2.5.	
60	2022-11-11	Noémie / François	Modifications seuils autoadaptativité: On adapte en augmentant le temps si le px atteint ou dépasse de 1.5 fois le highMEAN (moyenne de sa CC pendant le 2BACK); On adapte en diminuant le temps si le px atteint ou est en dessous de 2 fois le lowMEAN (moyenne de sa CC pendant le 0BACK); On gosse/tweak avec les valeurs multipliées dans le calcul pour les seuils de CC élevée et basse; On reste donc à de l'autoadaptation avec classifications en 0, 1 et 2; Tests effectués sur ThReADS (switch) du modèle; Autoadaptation qui semble donc faire plus de sens. On voit parfois des 0, parfois des 1, parfois des 2. Mais toujours pas idéal; DANS NOUVEAU MODÈLE SIMULINK: on ne coche plus les 4 cases lors de la sélection de l'amplificateur (Accelerator data, Link quality, Battery level et Validation indicator), car sinon cela mélange les colonnes et leurs noms. Limitation de l'ajout du block de Metadata de GTEC.	

61	2022-11-11	François	Modification du protocole pour connexion à la bluebox. On n'utilise plus Bluetooth, mais bien la connexion au réseau wifi HEC.	
62	2022-11-14	Noémie / Jared	Modifications au courant de la semaine sur le modèle actuel afin d'ajuster les high et low pass frequency limits du band-pass filter block	
63	2022-11-15	François / GTEC	Appel concernant les derniers changements. GTEC débute son travail là-dessus.	
64	2022-11-15	Noémie	Changement des paramètres de la Bluebox pour le nouveau réseau HEC	
65	2022-11-15	Noémie / François	Prétest afin de continuer à tweaker; Interfaces continuent de s'adapter. On utilise toujours ThReADS et Pope; Changement des règles de classification dans Matlab. On utilise maintenant 1.5 fois highMEAN, et lowMEAN divisé par 4 (ou lowMEAN*0.75); En attente d'un nouveau modèle de GTEC.	
66	2022-11-16	Noémie / François	Prétests sur le nouveau modèle reçu de GTEC; On ne coche plus la case "Include Simulink Model" lors de la sélection du data file name.	
67	2022-11-16	Noémie / François	Interface constellations: s'adapte de façon bizarre, en doublant le temps de présentation à chaque adaptation. Réalisé que c'était à cause de deux fichiers lsl2ws.py d'ouverts en même temps. Modification du temps maximal de réponse possible à 10s (au lieu de 12s).	
68	2022-11-17	François	Reconfiguration de la Bluebox pour le nouveau réseau HEC Montréal.	
69	2022-11-18	Noémie / François	Prétest sur nouveau modèle Simulink envoyé par GTEC; On a de nouveau le problème d'importation du NBACK dans le modèle Simulink (qui avait été réglé - trop de lignes). Le nouveau modèle envoyé ne comprenait pas les changements réalisés par François. François arrange cela.	Version 9
70	2022-11-18	Noémie	Finalisation du protocole et traduction des questionnaires Qualtrics; Problème au niveau de l'enregistrement Tobii et l'utilisation de la switch entre les 2 ordinateurs. Phénomène toujours présent, mais ce n'est plus un problème, protocole a été adapté en fonction.	
71	2022-11-21	Noémie / François	Prétest sur le même modèle Simulink modifié par François pour régler le problème de l'importation du NBACK (18 novembre 2022); Tweaking sur les calculs de classification de charge cognitive. Nous avons essayé une approche plus "crédible" et adaptée en fonction de chaque individu au lieu d'utiliser des seuils fixes. On a essayé: Seuil du 2: Moyenne du NBACK + (Max du 2-BACK / 2); Seuil du 0: Min du 0-BACK ou moins; Valeurs retournées par le LSL ne font pas vraiment de sens avec la CC.	
72	2022-11-22	Noémie / François	Prétest sur le même modèle Simulink (18-novembre-2022), avec modifications faites par François pour régler le problème de l'upload du NBACK (18-novembre-2022); Nous avons testé un changement dans la classification pour le seuil du 2 (ou CC élevée): (highMEAN + (highMAX-highMEAN)/3.5); Nouveaux changements aux règles de classification. On utilise maintenant: Seuil du 2 (ou CC élevée): (highMEAN + (highMAX-highMEAN)/4) // Seuil du 0 (ou CC faible): (lowMEAN - lowMIN); Avec ces changements, le modèle fonctionne bien. Plus conservateur, moins d'autoadaptations.	
73	2022-11-22	Noémie	On s'est rendu compte que la façon de calculer/classifier les valeurs de Charge cognitive n'était pas optimale suite au prétest d'aujourd'hui; Le calcul actuel oblige à prendre les valeurs min et max, donc peut comporter des valeurs "outliers" (genre quand le px bouge).	

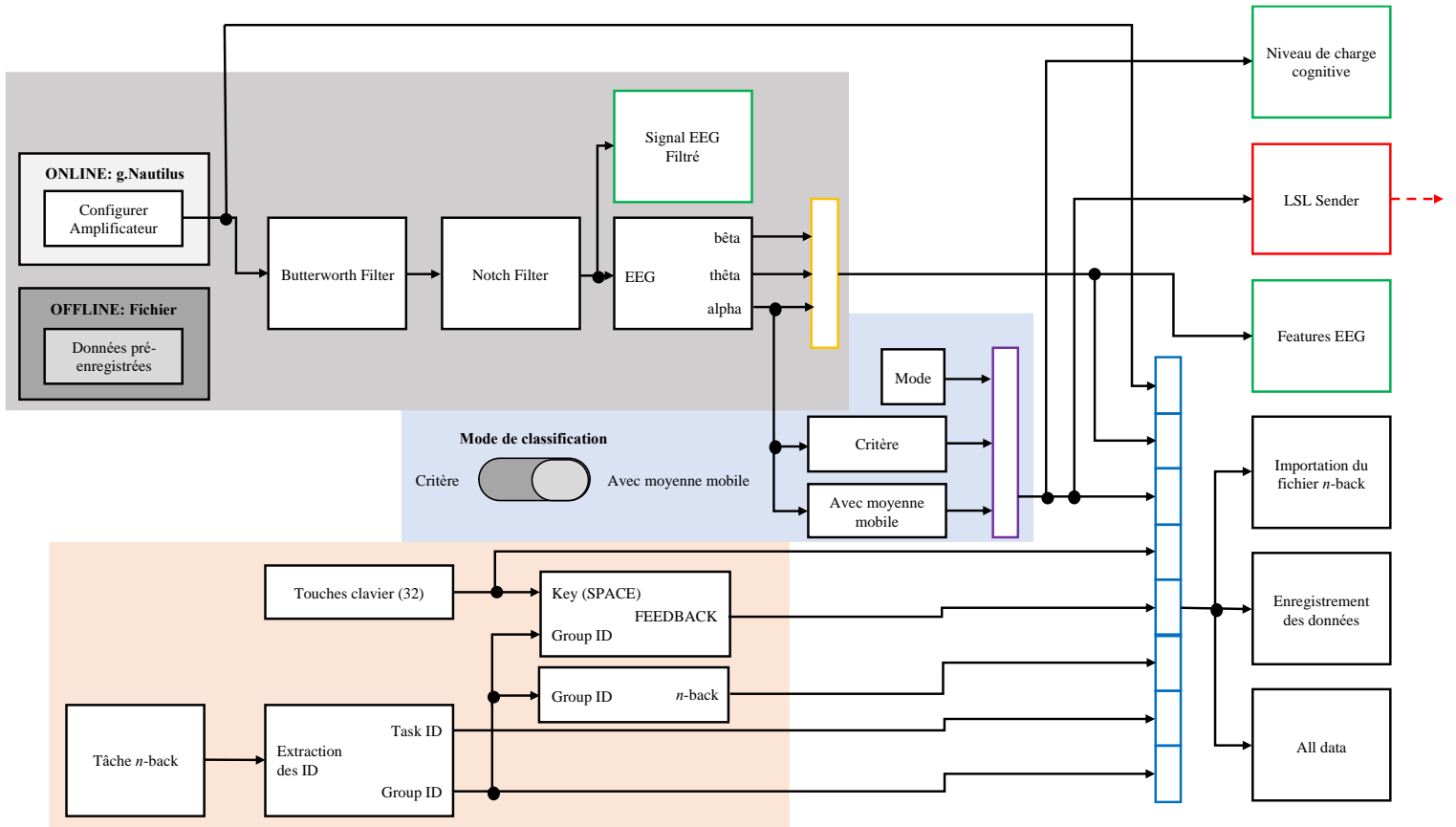
74	2022-11-22	Noémie / François	<p>Autres prétests (4 dans la même journée); Tweaking sur les valeurs dans le calcul de classification. On est revenus avec le même type de calcul que le 15-novembre-2022, mais sur le même modèle actuel; On a testé: Seuil du 2: $1.2 * \text{highMEAN}$ // Seuil du 0: $0.65 * \text{lowMEAN}$ (on obtient des 2, des 1 et des 0 pour chaque participant, mais plus volatile); Nous avons ensuite fait d'autres modifications et testé: - Seuil du 2: $1.5 * \text{highMEAN}$; - Seuil du 2: $1.25 * \text{highMEAN}$; - Seuil du 2: $1.35 * \text{highMEAN}$ (toujours beaucoup de variance); - Seuil du 2: $1.30 * \text{highMEAN}$ // Seuil du 0: $0.65 * \text{lowMEAN}$; François a ensuite intégré le MA (Moving Average) au calcul, afin de stabiliser les valeurs reçues en fonction des 15 dernières secondes mesurées (ce qu'on croyait). C'est une fonction que GTEC a apportée au modèle; Ainsi, le calcul de classification ressemble à ceci pour l'instant: Seuil du 2: $CA * (1.2 * \text{highMEAN})$ // Seuil du 0: $CA * (0.65 * \text{lowMEAN})$; Nous penchons plutôt vers les multiplicatifs 1.3 et 0.65, afin d'être plus conservateurs sur le nombre de 2 reçus; Aucun problème au niveau de l'utilisation du logiciels/versions de GTEC aujourd'hui.</p>	
75	2022-11-24	Noémie / François	<p>Prétest afin de continuer à tweaker; On utilise maintenant: Seuil du 2: $CA * (\text{totalMEAN} * 1.15)$ // Seuil du 0: $CA * (\text{totalMEAN} * 0.25)$; Au lieu de se baser sur les scores moyens obtenus de façon séparée dans la 0 et la 2-BACK, on prend la moyenne totale et on les multiplie par nos multiplicateurs. Cela évite de prendre en considération certains outliers, mais aussi ne prend pas pour acquis que la 2-BACK nécessite forcément plus de charge cognitive pour certaines personnes que la 0-BACK. En regardant toutes les données reçues pendant les derniers NBACK, certaines personnes avaient une moyenne plus élevée au 0 qu'au 2 (ce qui viendrait à l'encontre de notre croyance de base que la 2BACK est plus difficile, et donc viendrait biaiser solidement les résultats). Mais en ce moment on utilise un INDICE D'ENGAGEMENT (POPE), donc cela veut probablement dire que les gens sont plus engagés pendant la 0 que la 2-BACK (mais ça vient à l'encontre de notre but d'étude); Cette nouvelle façon de calculer les seuils de classification permet une autoadaptation plus fluide, inclusive et adaptée à chacun. Mais encore, vu qu'on utilise POPE, ce n'est toujours pas à 100% adapté à notre projet. Les valeurs reçues dans le lsl2ws.py suite aux modifications réalisées ne font toujours pas à 100% de sens.</p>	
76	2022-11-25	Noémie / François	<p>Prétests afin de continuer à tweaker; Premier prétest avec les mêmes coefficients dans le calcul de classification de charge cognitive qu'hier (24-novembre-2022); Deuxième prétest en jouant plusieurs fois avec les coefficients. Ceux retenus pour l'instant et qui font le plus de sens sont: Seuil du 2: $CA * (\text{totalMEAN} * 1.25)$ // Seuil du 0: $CA * (\text{totalMEAN} * 0.1)$; Réalisation définitive que le Pope Index N'EST PAS DU TOUT ADAPTÉ pour notre projet.</p>	
77	2022-11-26	Jared	<p>A réalisé une analyse du band power des NBACK de 17 sujets jusqu'à présent. Les électrodes P7 et PO7 montrent une activité de la band power d'alpha significativement plus basse au 2BACK qu'au 0BACK, avec correction de Bonferroni. S'enlignait avec la littérature actuelle qui explique qu'une charge mentale plus élevée est associée avec une fréquence alpha plus faible, en comparaison aux tâches qui demandent moins de charge mentale. Résultats basés sur une normalisation globale de l'activité basée sur une full spectrum power (1-50Hz), qui nous indique qu'il serait préférable de standardiser la mesure avec une baseline; Jared testera donc de son côté si: (moyenne alpha band power à P7 et PO7) / (baseline full spectrum power)</p>	

78	2022-11-27	Jared	<p>Modification du dernier modèle Simulink enregistré avec ses settings et filtres;</p> <p>Test d'ajustement de l'index pour capter seulement Alpha (8-12Hz) de P7 divisée par une constante;</p> <p>Confirmation de Jared que c'est la méthode la plus logique à adopter pour notre projet, étant donné qu'elle est congruente avec la littérature et qu'elle permet de mieux capter la charge cognitive;</p> <p>ON LAISSE DONC TOMBER L'INDICE DE POPE.</p>	
79	2022-11-28	François / Noémie / Jared	Meeting sur Teams concernant la nouvelle façon de calculer.	
80	2022-11-28	Noémie / François	<p>Ajustements du plus récent modèle afin de prendre en considération seulement les fréquences alpha de l'électrode P7;</p> <p>Prétest sur ce nouveau modèle modifié - les résultats ne sont pas concluants, les valeurs reçues sont très volatiles, malgré l'utilisation de ThReADS;</p> <p>Test de l'utilisation distincte pour les classifications, soit en différenciant la 0-BACK de la 2-BACK (prendre les moyennes de façon séparée). Au prochain prétest, nous allons tester comme avant, soit de ne prendre que la moyenne globale aux deux NBACK au lieu de les séparer de façon distincte (voir 24-novembre-2022).</p>	
81	2022-11-28	Noémie / François	<p>Problèmes ciblés au prétest d'aujourd'hui concernant la NBACK: Mesures lors de la NBACK ne sont pas envoyées de façon continue pendant la durée totale de l'expérience, mais plutôt à chaque trial au 0-BACK et à chaque deux trials au 2-BACK. On doit avoir des valeurs qui sont envoyées de façon continue;</p> <p>Le nombre de trials dans la 0-BACK n'est pas identique à la 2-BACK (plus longue);</p> <p>Aucun pont de fixation entre chaque trial (il devrait habituellement y avoir un genre de "+" entre chaque présentation de lettre au centre de l'écran afin de diminuer les saccades oculaires partout sur l'écran entre deux lettres. On n'avait pas ce + avant, mais Jared nous l'a fait remarquer).</p>	
82	2022-11-29	Noémie / François	<p>Prétest afin de continuer à tweaker et de tester la classification avec moyenne globale au lieu de distincte des deux NBACKs (voir 28-novembre-2022);</p> <p>Pour les valeurs au NBACK, on obtient une valeur maxHIGH plus basse que meanHIGH, et on obtient une valeur plus élevée au minLOW qu'au meanLOW. Mais il s'agissait d'un problème au niveau du code, où les noms des variables ont été interchangés. Ainsi, il était normal d'obtenir des valeurs de telle sorte. François les modifiera (maxHIGH=minHIGH et minLOW=maxLOW);</p> <p>Nous avons testé:</p> <p>Seuil du 2: totalMEAN*0.75 // Seuil du 0: totalMEAN*1.4;</p> <p>Nous n'avons pas testé avec le coefficient MA (buffer). Doutes sur la durée de ce buffer et de son efficacité dans le modèle actuel.</p> <p>Nous avons continué de tweaker pendant le prétest. Nous avons essayé beaucoup de coefficients différents, et avons terminé sur ceux-ci:</p> <p>Seuil du 2: totalMEAN*0.5 // Seuil du 0: totalMEAN*1.25;</p> <p>Avec ces deux derniers seuils, le système nous renvoyait des valeurs classifiées majoritairement de 2. Diminue très rarement en temps donc grande perte d'intérêt chez le participant.</p>	
83	2022-11-30	Tous	<p>Choses à changer discutées au meeting:</p> <p>Nom des variables dans le code pour être moins mélangeant (voir 29-novembre-2022);</p> <p>Considération des X premières secondes du 2BACK (le 2BACK est 3x plus long que le 0BACK);</p> <p>On n'utilise plus le Pope Index, mais on utilise quand même ThReADS comme façon de stabiliser la classification. On se base sur la bande alpha de l'électrode P7 seulement;</p> <p>BUFFER (ou MA): dans le modèle actuel Simulink, ce n'est pas une MA de 15 secondes, comme GTEC nous en avait fait part. C'était une question de millisecondes. Ainsi, des modifications doivent être apportées. On doit modifier la taille du buffer pour stabiliser la classification sur une plus longue période de temps (à déterminer);</p> <p>Courriel envoyé à GTEC contenant les modifications à apporter.</p>	
84	2022-11-30	Noémie / Jared	Rencontre afin de mieux comprendre certains facteurs qui peuvent influencer les données recueillies en EEG, comme la luminosité, le type d'attention ou de load (bottom-up ou top-down), etc.	

85	2022-11-30	Noémie / François	NBACK complétée, et valeurs reçues correspondent avec ce qu'on devrait recevoir; Modification du fichier de règles d'adaptations (JSON) afin de mettre le temps maximal à 8s+8s (au lieu de 10s+10s) car trop long, désengagement total à 10s.	
86	2022-12-01	Tous / GTEC	Aucune nouvelle de GTEC pour l'instant.	
87	2022-12-02	François / GTEC	En discussion avec GTEC. Plus difficile que prévu de modifier la durée du MA. Mal conçu dans le modèle à la base. Travaille actuellement sur une solution qu'il pourra implémenter ce week-end. GTEC fera les modifications au NBACK afin de nous aider.	
88	2022-12-07	Tous / GTEC	Toujours en attente d'un nouveau modèle de la part de GTEC qui règle les points soulevés du 30-novembre-2022 et du 2-décembre-2022.	
89	2022-12-14	Tous / GTEC	Réception d'un nouveau modèle Simulink par GTEC, répondant aux problèmes de durée du buffer (MA) établi à 1 minute, de prises de mesures continues au lieu d'à chaque 2 trials lors du 2BACK (28-novembre-2022) et de durée du 2BACK (voir 28-novembre-2022 et 30-novembre-2022)	Version 10
90	2022-12-15	Noémie / François	Prétest sur le nouveau modèle de GTEC (voir 14-décembre-2022). Répond aux demandes envoyées, soit un 2BACK plus court (même longueur que le 0-BACK), et prises de mesures en continu; Pour le MA: on peut modifier nous-même la durée du Buffer, mais le calcul n'est pas le bon. Celui-ci ne calcule pas une moyenne mobile, mais plutôt une moyenne fixe des 60 dernières secondes, et indique cette valeur au MA pour les 60 prochaines secondes quand le modèle calcule la prochaine moyenne fixe et ainsi de suite; Impact sur les 2 premières minutes de collecte, car première valeur le MA est toujours de 0, et deuxième minute CA toujours super élevé; ----- Tweaking. On a essayé: - seuil du 0: $CA * (\text{meanZeroBack} / \text{meanTOTAL}) * 1,25$ // seuil du 2: $CA * (\text{meanTwoBack} / \text{meanTOTAL}) * 0,75$; - seuil du 0: $CA * (\text{meanZeroBack} / \text{meanTOTAL}) * 1,5$ // seuil du 2: $CA * (\text{meanTwoBack} / \text{meanTOTAL}) * 0,6$; - seuil du 0: $CA * (\text{meanTOTAL}) * 1,25$ // seuil du 2: $CA * (\text{meanTOTAL}) * 0,75$; - seuil du 0: $CA * (\text{meanTOTAL}) * 1,5$ // seuil du 2: $CA * (\text{meanTOTAL}) * 0,6$; - seuil du 0: $(\text{meanTOTAL}) * 1,5$ // seuil du 2: $(\text{meanTOTAL}) * 0,6$; - seuil du 0: $(\text{meanZeroBack}) * 1,5$ // seuil du 2: $(\text{meanTwoBack}) * 0,6$; - seuil du 0: $CA * (\text{meanZeroBack} / \text{meanTOTAL}) * 1,25$ // seuil du 2: $CA * (\text{meanTwoBack} / \text{meanTOTAL}) * 0,75$; ----- Interface constellations: Tout est beau, s'adapte en fonction des règles de classification	
91	2022-12-16	Jared / Alex	Jared confirme avec les données des prétests que dans la majorité des cas (mais pas dans l'entièreté), l'amplitude alpha lors de la réalisation deux interfaces est plus grande que lors de la réalisation des NBACK. Ils nous conseillent donc d'utiliser des thresholds basés sur l'amplitude moyenne, et utiliser ThReADS pour ajuster cette amplitude moyenne au fil de l'expérience (chose que l'on pensait qu'on faisait déjà avec ThReADS).	
92	2022-12-16	Noémie	Calculs sur la différence moyenne en % entre les interfaces et le NBACK, qui est environ à 1.25, et c'est le seuil qu'on avait établi au départ.	
93	2022-12-16	Jared	Jared propose ces formules afin de renchéir sur les deux points précédents: - Seuil du 0: $(\text{meanZeroBack} / ((\text{meanZeroBack} + \text{meanTwoBack}) / 2)) * 1.25$; - Seuil du 2: $(\text{meanTwoBack} / ((\text{meanZeroBack} + \text{meanTwoBack}) / 2)) * 1.25$;	
94	2022-12-20	Noémie / PML / Sylvain / Alex	Réunion sur l'état, l'avancement et la structure du mémoire; Proposition d'écrire un article de conférence au lieu d'un article de revue de la littérature, et possibilité d'aller le présenter à NeuroIS	
95	2022-12-23	Noémie / François	Réception d'un nouveau modèle Simulink par GTEC, répondant aux problèmes du 15-décembre-2022.	Version 11

96	2022-12-23	Noémie / François	<p>Prétest sur le nouveau modèle de GTEC avec la tête de François; François nous aide à apporter les modifications au nouveau modèle afin qu'il puisse être cohérent avec les interfaces; Le modèle semble bien fonctionner, aucun bogue ou problème rencontré;</p> <p>Nous avons essayé de tester les formules proposées par Jared (voir 20-décembre-2022), et cela semble fonctionner. Nous avons ajouté la variable MA pour le buffer:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Seuil du 0: $MA * (\text{meanZeroBack} / ((\text{meanZeroBack} + \text{meanTwoBack}) / 2)) * 1.25;$ - Seuil du 2: $MA * (\text{meanTwoBack} / ((\text{meanZeroBack} + \text{meanTwoBack}) / 2)) * 1.25;$ <p>Les seuils et les valeurs des coefficients semblent adéquats, mais nous devons réaliser davantage de pré-tests afin de bien vérifier si cette formule fonctionne pour quelques individus. On obtient souvent des valeurs de CC de 2 et peu de 0, donc à voir;</p> <p>Nous avons prétesté surtout avec le NBACK, et aussi avec l'interface constellations. Nous avons testé avec un buffer de 60 secondes. La moyenne est maintenant mobile;</p> <p>Afin de sortir une valeur de charge cognitive à chaque 6 secondes, avant aujourd'hui, nous utilisons la dernière valeur rencontrée avant que la valeur soit ressortie sur le système (les 5 secondes précédentes n'étant pas prises en compte). Maintenant, on agit en fonction de la "loi de la majorité", c'est-à-dire qu'on prend en considération toutes les valeurs ressorties pendant les 6 secondes et à la 6e seconde on ressort la valeur de charge cognitive qui est la plus "dominante" (on prend la valeur qui ressort le plus souvent pour donner la valeur de charge cognitive sortante);</p> <p>MOYENNE MOBILE: la classification calcule maintenant la moyenne mobile, mais seulement lorsqu'on a atteint la pleine capacité du buffer (donc avec notre buffer de 60 secondes, on reçoit des valeurs de charge cognitive de 0 le temps que le buffer se construise, et ensuite on reçoit des valeurs plus appropriées donc on doit attendre 1 minute avant de débiter l'expérience afin de construire le buffer).</p>	
97	2023-01-05	Noémie	<p>Poursuite des pré-tests à temps-plein.</p> <p>Les pré-tests finaux permettent d'établir la classification avec ces deux calculs:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Seuil du 0: $MA * (\text{meanZERO} / \text{meanTOTAL}) * 1.25;$ - Seuil du 2: $MA * (\text{meanTWO} / \text{meanTOTAL}) * 1.25;$ <p>Ainsi, cela permet de considérer les résultats obtenus lors des analyses le 2022-12-16. Ces formules permettent de bien adapter et classer les niveaux de charge cognitive ;</p> <p>Décision d'enregistrer avec TOBII, Media Recorder et Bluebox, mais pas besoin dans la cadre de cette étude (Pierre-Majorique souhaite qu'on enregistre quand même, même si ça sort du mémoire).</p>	

Annexe III – Modèle du BCI sur Simulink



Annexe IV – Code JSON

```
{
  "name": "aristote",
  "attributes": [
    {
      "name": "logic_given_time_per_question",
      "type": "number"
    },
    {
      "name": "logic_given_time_per_feedback",
      "type": "number"
    },
    {
      "name": "logic_millis_elapsed",
      "type": "number"
    },
    {
      "name": "ext_cognitive_load_category_values",
      "type": "number"
    }
  ],
  "decisions": [
    {
      "conditions": {
        "all": [
          {
            "fact": "logic_millis_elapsed",
            "operator": "greaterThanInclusive",
            "value": 30000
          },
          {
            "fact": "ext_cognitive_load_category_values",
            "operator": "equal",
            "value": 0
          }
        ]
      }
    }
  ]
}
```

```

    {
      "fact": "logic_given_time_per_question",
      "operator": "greaterThan",
      "value": 3
    },
    {
      "fact": "logic_given_time_per_feedback",
      "operator": "greaterThan",
      "value": 3
    }
  ]
},
"event": {
  "type": "out_dec_time",
  "params": {}
}
},
{
  "conditions": {
    "all": [
      {
        "fact": "logic_millis_elapsed",
        "operator": "greaterThanInclusive",
        "value": 30000
      },
      {
        "fact": "ext_cognitive_load_category_values",
        "operator": "greaterThanInclusive",
        "value": 2
      },
      {
        "fact": "logic_given_time_per_question",
        "operator": "lessThan",
        "value": 8
      },
      {
        "fact": "logic_given_time_per_feedback",

```



```
        "operator": "lessThan",
        "value": 8
      }
    ]
  },
  "event": {
    "type": "out_inc_time",
    "params": {}
  }
}
]
```