

HEC MONTRÉAL

Élaboration d'une interface web neuroadaptative modulée en fonction de la charge cognitive

par

Edouard Frève-Guérin

Sous la direction de

Pierre-Majorique Léger, Ph.D. et Sylvain Sénécal, Ph.D.

Maîtrise en gestion (M. Sc.) – Expérience utilisateur dans un contexte d'affaires

*Mémoire présenté en vue de l'obtention*

*du grade de maîtrise ès sciences en gestion*

*(M. Sc.)*

Avril 2020

© Edouard Frève-Guérin, 2020

**Retrait d'une ou des pages pouvant contenir des renseignements personnels**

## Résumé

Les interfaces neuronales directes, communément appelées *Brain Computer Interfaces* (BCI), permettent aux utilisateurs d'interagir avec leur environnement par le biais de signaux cérébraux. Les BCI utilisent des méthodes d'acquisition d'activités cérébrales comme l'électroencéphalographie (EEG) pour interagir avec un système dans un but prédéfini comme ,par exemple, mesurer la charge cognitive d'un utilisateur pour modifier une interface web en fonction de son état cognitif. Une des branches des BCI est le passive BCI (pBCI), dont la mission vise à modifier en temps réel l'interaction humain-machine à l'aide de signaux cérébraux. L'objectif de ce mémoire est d'évaluer la faisabilité d'une interface web neuroadaptative qui a été développée pour aider les utilisateurs à prendre de meilleures décisions dans un contexte de commerce électronique. Dans le cadre de ce mémoire, il a été choisi de développer un pBCI qui utilise des mesures EEG et s'adapte en temps réel en fonction de la charge cognitive de l'utilisateur.

Le système a été développé et évalué avec une méthodologie de *Design Science* où les requis sont constamment comparés avec l'état actuel du système et le développement est itéré jusqu'à l'obtention d'un artefact qui concorde avec les requis prédéfinis. Il y a eu quatre itérations au projet et chacune des itérations était basée sur les dernières pour optimiser le système en fonction des requis prédéfinis.

Le système a été utilisé dans une étude sur un total de 43 participants répartis sur plusieurs itérations. L'objectif était de choisir le meilleur produit parmi une liste dans un contexte de magasinage en ligne. L'attention cognitive était vérifiée et classifiée en temps réel par le système. Un algorithme a été créé pour lire cette classification quand l'utilisateur semble avoir une charge cognitive élevée et adapter l'interface en enlevant les produits moins optimaux ou en proposant les meilleures options. L'interface a été améliorée au cours des 4 itérations en fonction de l'analyse des résultats de cette étude.

Les résultats de l'étude nous démontrent que plusieurs utilisateurs ont de la réticence à utiliser des interfaces adaptatives. Dans les premières itérations, les utilisateurs semblaient plus confus, incertains et insatisfaits et l'interface a été modifiée dans l'optique d'optimiser ces mesures. Malgré tout, l'interface neuroadaptative a été développée avec succès. Développer une interface de ce genre est totalement possible en mesurant la charge cognitive avec l'électroencéphalographie. Plusieurs différents designs d'interface et d'adaptation ont été testés et les résultats pourront informer les autres chercheurs dans le même domaine. De plus, artefact peut lui-même être utilisé par d'autres chercheurs et être développé dans d'autres itérations. De cette façon, il pourra être optimiser et contribuer à d'autres projets de recherche.

Mots clés : Interface neuronale directe, Surcharge cognitive, électroencéphalographie, *Design Science Research, NeuroIS*

## **Abstract**

Brain Computer Interfaces (BCI) give the user a new way to interact with its environment using its own brain signals. BCI use cerebral activity acquisition methods such as electroencephalography (EEG) to read the brain's electrical activity and interact with a system for a given goal such as adapting a website based by measuring the users' cognitive state. Passive BCI (pBCI) are part of another branch of BCI where human-computer interaction is modified based on neural signals. The objective of this thesis is to present the design process of a neuroadaptive recommendation system and its feasibility. The goal of this system is to help users choose the best product in an e-commerce context. The developed artefact that was used in this thesis is a pBCI that uses EEG measures to classify cognitive load and adapt to the user's cognitive load in real time.

The system was developed and evaluated using a Design Science Research (DSR) methodology. When creating artefact using DSR, requirements must constantly be compared with the current system state and the development must be iterated until the system created fits the predefined requirements. Four iterations were done in this project. During each iteration there was a phase of development and analysis and data collected during the iteration was evaluated to optimise the next iteration.

A study using the system was done with 43 participants distributed through the four iterations. The goal of this study was to choose the best product within a list in an e-commerce context. Cognitive load was monitored and classified in real time. An algorithm was created to receive the classification and adapt when the user seemed to be struggling and experimenting information overload. The adaptation removed the worst product in the first iterations and later recommended the best products. Small changes were applied through each iteration with the analysis of the results of the study.

Results suggest that a lot of users are reluctant to use adaptive interfaces. In these first iterations, users were confused, uncertain, and unsatisfied. The goal in the next iterations was to modify the system based on performance results and measures of certainty, confusion, and satisfaction. In the end, we were able to build a neuroadaptive system that adapts according to cognitive load, using electroencephalography measures. Different designs for the interface and the adaptation were tested and results will be useful to researchers looking to build a similar system. The artefact can also be used and modified by researchers in other iterations. The artefact can be improved and used to contribute to other studies.

Key Words : Brain Computer Interface (BCI), Information Overload, electroencephalography (EEG), Design Science Research, NeuroIS

## Table des matières

<b>RÉSUMÉ .....</b>	<b>V</b>
<b>ABSTRACT.....</b>	<b>VII</b>
<b>TABLE DES MATIÈRES .....</b>	<b>IX</b>
<b>LISTE DES FIGURES ET DES TABLEAUX.....</b>	<b>XI</b>
<b>AVANT-PROPOS.....</b>	<b>XII</b>
<b>REMERCIEMENTS .....</b>	<b>XIII</b>
<b>INTRODUCTION.....</b>	<b>1</b>
CONTRIBUTION ET RESPONSABILITÉS PERSONNELLES.....	6
<b>CHAPITRE 1: REVUE DE LA LITTÉRATURE DES INTERFACES NEUROADAPTATIVES .....</b>	<b>8</b>
INTRODUCTION.....	8
1. MÉTHODES D'ACQUISITION D'ACTIVITÉS CÉRÉBRALES.....	9
2. NEUROFEEDBACK.....	11
3. INTERFACES NEURONALES DIRECTES.....	12
CONCLUSION .....	16
RÉFÉRENCES .....	17
<b>CHAPITRE 2: ARTICLE 1.....</b>	<b>22</b>
1. PROBLEM IDENTIFICATION.....	23
2. DESIGN OF THE ARTIFACT.....	23
3. SIGNIFICANCE TO RESEARCH .....	23
4. SIGNIFICANCE TO PRACTICE .....	24
5. EVALUATION OF THE ARTIFACT .....	24
REFERENCES .....	25
<b>CHAPITRE 3: ARTICLE 2.....</b>	<b>28</b>
ABSTRACT .....	28
1. INTRODUCTION.....	29
2. PROBLEM IDENTIFICATION.....	31
3. REQUIREMENTS .....	33
4. ARTIFACT .....	35
5. GENERAL METHODOLOGY .....	38
5.1 Methodology for the First 3 Iterations .....	38
5.2 Modification in 4th Iteration Methodology.....	40
5.3 Tools and Participants.....	41
6. ITERATION DESIGN AND RESULTS .....	42
6.1 First Iteration: Testing the Global Design Idea .....	42
6.2 Second Iteration: User Acceptance in the Adaptation.....	44

6.3 Third Iteration: Optimizing the Current Artifact.....	47
6.4 Fourth Iteration: New Recommendation System .....	49
7. DISCUSSION.....	52
8. LIMITATIONS AND FUTURE WORK.....	54
CONCLUSION .....	55
REFERENCES .....	56
<b>CONCLUSION .....</b>	<b>63</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE.....</b>	<b>66</b>
<b>ANNEXES .....</b>	<b>69</b>
ANNEXE 1 - QUESTIONNAIRES .....	69
ANNEXE 2 - INTERFACE DESIGN .....	74
ANNEXE 3 - APERÇU DU CODE D'ADAPTATION DE L'INTERFACE .....	76

## **Liste des figures et des tableaux**

### **Liste des figures :**

Figure 1 Affiche lors de la présentation du projet à la conférence DESRIST2019	27
Figure 2 Adaptation Process Overview of the Developed Artifact	36
Figure 3 The artifact interactive flow between the user and the system	36
Figure 4 The System Architecture of the Developed Artifact	38
Figure 5 The design of the user interface in the first iteration.	43
Figure 6 Design of the user interface in the second iteration.	45
Figure 7 Design of the user interface in the fourth iteration.	50

### **Liste des tableaux :**

Tableau 1 Contribution et responsabilité dans la rédaction des articles	7
Tableau 2 Summary of the results of the 4 participants in the first iteration	44
Tableau 3 Summary of the results of the 4 participants in the second iteration.	47
Tableau 4 Summary of the results of the 4 participants in the third iteration.	49
Tableau 5 Summary of the certainty, satisfaction, and confusion scores of the users in the first three iterations.	49
Tableau 6 Differences of design between the four iterations	50
Tableau 7 Requirements status	53

## **Avant-propos**

Avec l'autorisation de la direction administrative de la Maîtrise ès Science en Gestion, ce mémoire a été rédigé par articles, soit par deux articles et une revue de la littérature des interfaces neuroadaptatives.

L'autorisation du CER a été reçue le 8 février 2019.

Les articles suivants ont été ajoutés à ce mémoire avec le consentement des coauteurs.

La revue de littérature explore les connaissances sur les interfaces neuroadaptatives. Elle aborde le sujet sous trois grandes catégories: les méthodes d'acquisition d'activités cérébrales, le *biofeedback* et les interfaces neuronales directes communément appelée *Brain Computer Interface* (BCI).

Le premier article a été rédigé durant la première collecte de données. L'article présente les fondements de design de l'artefact et sa pertinence. Il a été envoyé et accepté dans la section *Late Breaking Work* de la conférence DESRIST 2019. L'affiche utilisée lors de la présentation à la conférence est aussi disponible suite à l'article.

Le deuxième article décrit le processus de *Design Science* utilisé lors de la conception du système. Il explique le design de l'artefact et démontre les résultats des différentes itérations. L'article informera les chercheurs voulant créer des systèmes similaires pour pousser encore plus loin les connaissances.

## **Remerciements**

Je tiens à remercier plusieurs personnes pour leur aide et leur appui lors de la réalisation de ce mémoire.

Tout d'abord, j'aimerais remercier les deux codirecteurs de ce projet de maîtrise, Pierre-Majorique Léger et Sylvain Sénécal. Merci de m'avoir donné l'opportunité de travailler sur un projet dans un domaine qui m'était inconnu et auquel je n'aurais jamais pensé m'intéresser. Ils m'ont grandement guidé vers la réalisation de ce projet et, à travers mes efforts acharnés pour comprendre et réussir à bâtir un système adéquat, j'ai beaucoup appris et j'en suis très reconnaissant.

Je dois remercier Théophile Demazure d'avoir agi en tant que mentor dans le développement de l'artefact. Merci de m'avoir guidé et d'avoir répondu à mes questions tout au long de mon projet.

Merci à Anshu Suri d'avoir été une partenaire formidable lors du projet. Elle a su me remettre en question à plusieurs reprises, me donner des conseils lors de ma rédaction d'articles et collaborer avec elle était très agréable.

Merci aux participants de l'étude lors des différentes collectes et à l'équipe opérationnelle du Tech3lab.

Merci à ma famille, mes amis et Florence pour leur appui. Leur support et présence m'ont motivé à travailler fort sur ce projet.

Durant la réalisation de ce projet, j'ai accompli énormément. Que ce soit dans le sport, les études ou le travail, j'ai toujours reçu du support des gens autour de moi pour me permettre de poursuivre mes objectifs. Je me sens privilégié d'avoir pu m'entourer de ces gens et ils font tous partie intégrante de la réalisation de ce mémoire.

## Introduction

Dans les dernières années, il y a eu un grand virage numérique. Ceci peut être démontré par de nombreux exemples: plusieurs commerces utilisent des ordinateurs pour prendre les commandes, certains modèles de voitures peuvent conduire sans aucun humain au volant, le commerce en ligne est plus populaire que jamais. Les gens sont incités et parfois obligés d'utiliser des systèmes informatiques ou d'autres technologies quotidiennement. Bien que ces technologies donnent plusieurs opportunités pratiques et ludiques, l'expérience des utilisateurs de ces technologies n'est pas la même. Certains utilisateurs peuvent avoir des difficultés et ceci crée des groupes isolés d'experts. Pour remédier à ce problème, il y a trois options. La première est de former l'utilisateur. Une des difficultés avec cette option est la résistance aux changements des clients et des employés qui ne veulent pas constamment réapprendre à utiliser les technologies. La deuxième option est d'améliorer l'interface. Cette option devrait être constamment adoptée et les changements ne doivent pas être radicaux. Les utilisateurs doivent être capables d'utiliser la technologie après cette amélioration. Ces deux options ne tiennent pas compte des différences entre les utilisateurs. Pour remédier à ce problème, la troisième option est de personnaliser l'interface. Il y a plusieurs façons de personnaliser une interface. Cette personnalisation pourrait être configurée par l'utilisateur ou pourrait provenir du système. Une des façons de personnaliser est en fonction de l'état de l'utilisateur, soit par le biais d'une interface autoadaptative.

Une interface autoadaptative s'adapte en fonction de son utilisateur et selon ses préférences, ses difficultés, ses capacités, etc. Une interface de ce genre permet à l'utilisateur d'interagir avec une technologie personnalisable dans les buts spécifiques de l'interface utilisée. Le système supportant l'interface analyse les données de l'utilisateur et personnalise l'interface en fonction du profil de la personne ou de son état mental. Il y a plusieurs outils ou méthodes qui peuvent être utilisés pour créer des interfaces autoadaptatives. Un type de système qui est de plus en plus recherché et utilisé est l'interface neuronale directe, communément appelée en anglais *Brain Computer Interface (BCI)*. Il s'agit d'un outil qui peut être utilisé pour, entre autres, adapter une interface en temps réel en fonction des signaux cérébraux de l'utilisateur. Un tel système mesure des données de

l'utilisateur et pourrait, entre autres, personnaliser son interface pour améliorer l'expérience de l'utilisateur en temps réel en fonction des données lues par le système et des algorithmes prédéfinis.

Les interfaces neuronales directes (BCI) permettent d'enregistrer des données neurologiques associées à une tâche mentale et de communiquer avec le monde externe sans utiliser le chemin neuromusculaire standard (Shenoy et al., 2015). Les BCI peuvent être utilisées dans plusieurs contextes différents. Le domaine d'application le plus populaire est le génie biomédical. Par contre, l'application des BCI est de plus en plus populaire dans d'autres domaines tels que le marketing, le divertissement et la publicité (Abdulkader et al., 2015). Ces systèmes permettent d'obtenir des données provenant de signaux cérébraux comme l'attention et l'émotion et offrent une rétroaction sur ces données pour atteindre différents buts (Blankertz et al., 2010). Avec les BCI, les chercheurs peuvent enregistrer des données précises sur l'expérience des utilisateurs. Les données recueillies permettent d'alimenter le système pour qu'il réagisse en fonction de son objectif et de ses configurations.

Les interfaces neuronales directes peuvent aussi être utilisées pour adapter une technologie en fonction des capacités des utilisateurs. Ces technologies peuvent être utilisées par les gens qui ont d'autres handicaps plus légers comme des difficultés à lire ou utiliser un clavier (Hanson et al., 2005). Un BCI peut aussi permettre à d'autres personnes avec des handicaps moteurs sévères de réaliser des activités. Par exemple, Palankar et al. (2009) ont créé un fauteuil roulant permettant aux gens avec des handicaps au niveau de la mobilité de se déplacer. L'utilisateur peut contrôler ses mouvements avec ses signaux cérébraux, ce qui lui donne un nouvel outil de communication avec le monde externe.

Les BCI peuvent répondre à plusieurs besoins pour les utilisateurs avec des handicaps mais, ils peuvent assister les autres utilisateurs dans plusieurs autres activités. En mesurant la charge cognitive, un système peut s'adapter en fonction de l'état cognitif d'un utilisateur, permettant à l'utilisateur de compléter ses tâches optimalement avec des outils personnalisés. Une interface pourrait être modulée en fonction de ses capacités. Des outils d'aide à la tâche pourrait aussi être utilisés pour assister l'utilisateur en lui donnant des suggestions ou en faisant apparaître des

«chatbots» lorsque le système mesure que l'utilisateur vit des difficultés. Dans un contexte de commerce électronique, les utilisateurs sont susceptibles d'entrer dans un état de surcharge d'information. Un utilisateur est en surcharge d'information lorsque l'effort requis pour traiter une tâche excède ses capacités de traitement (Eppler & Mengis, 2004). En surcharge d'information, l'interface utilisée contient trop d'information pour que son utilisation soit optimale. La disponibilité de choix et d'information pour les achats en ligne présente plusieurs opportunités aux utilisateurs. Par contre, cette abondance de choix et d'information peut mener l'utilisateur en état de surcharge d'information (Chen et al., 2009; Li, 2017). Un utilisateur dans un tel état va prendre des décisions moins optimales et risque d'être confus et non satisfait de ses choix (Jacoby et al., 1974; Jacoby et al., 1974; Malhotra, 1982).

Plusieurs outils sont déjà à la disposition des utilisateurs pour faciliter leur expérience d'achat en ligne. Il existe des algorithmes de recommandation qui présentent à l'utilisateur les produits qu'il est susceptible d'aimer. L'utilisateur peut aussi utiliser des filtres, des «chatbots» ou tout autre outil disponible sur un site web pour l'aider. Un BCI pourrait être utile dans ce contexte pour surveiller l'état cognitif de l'utilisateur et adapter automatiquement l'interface seulement au besoin. Utiliser une interface de ce genre serait utile pour les développeurs web qui veulent tester leurs interfaces pour comprendre leur effet sur la charge mentale en se basant sur des mesures physiologiques. Ceci pourrait même être utile pour l'utilisateur final qui aura une interface modulée en fonction de ses capacités. Une interface modulée en fonction de la charge cognitive de l'utilisateur lui permettra de prendre des meilleures décisions et potentiellement d'acheter de meilleurs produits selon ses préférences. L'interface devrait amener l'utilisateur vers un équilibre cognitif où il est capable de traiter l'information sans se perdre avec tous les renseignements qui lui sont présentés. Cette interface devrait aussi être bien comprise et acceptée par l'utilisateur. Dans le cas contraire, l'utilisateur pourrait sentir que l'interface lui impose des choix sans qu'il y ait un engagement de sa part.

Présentement, il n'existe aucun BCI fait pour aider la prise de décision des consommateurs. Certaines recherches ont été effectuées en neurosciences des consommateurs. Yoshioka et al. (2012) ont étudié s'il était possible de mesurer l'attrait à une publicité par apport à la diminution d'oxygénéation des hémoglobines. Geeta & Gavas (2014) ont créé une interface web qui reconnaît

les produits qui semblent les plus intéressants pour les usagers en mesurant l'attention avec l'EEG. Cette recherche est intéressante puisque l'usage de cette technologie permet de trouver le meilleur produit pour un utilisateur avant qu'il sache quel produit il préfère et ceci pourrait potentiellement être utilisé dans un BCI pour donner une rétroaction à l'utilisateur. Cependant, aucun BCI n'existe pour appuyer directement l'utilisateur dans un contexte de commerce électronique. Une des motivations de ce mémoire est de documenter ce manque dans la littérature pour informer les prochains chercheurs et développeurs de BCI et les organisations qui voudraient développer des produits commerciaux qui mobilisent les BCI pour les consommateurs.

Ce mémoire présente le processus de conception d'une interface autoadaptative en fonction de la charge cognitive des utilisateurs dans un contexte de commerce électronique. Lors de la conception d'une interface de ce genre, il est important d'être rigoureux et lorsqu'il y a des changements, il faut qu'ils soient documentés et validés. Le développement de ce BCI a été fait en suivant le paradigme de la science du design (Design Science Research). L'objectif du DSR est de créer des inventions utiles pour résoudre une problématique actuelle à l'aide de la littérature existante et d'enrichir les connaissances sur le problème pour mieux le comprendre (Hevner et al., 2004). Il s'agit d'un processus itératif où le développement est comparé aux requis préalablement définis et ensuite itéré jusqu'à ce que tous les requis soient complets. Lors de chaque itération, il y a deux phases, soit les phases de design et d'évaluation (March & Smith, 1995). Durant la phase de design, l'interface est construite en se basant sur les requis préalablement définis et ensuite, dans la phase d'évaluation, on note si les requis ont été atteints. Pour évaluer le système construit, nous avons utilisé des questionnaires, des entrevues et analysé les données des participants pour noter quel requis était atteint ou non pour ensuite discuter des changements potentiels à appliquer. Ce mémoire va fournir les lignes directrices pour supporter le développement des premiers systèmes dans le domaine qui traitent les signaux cérébraux pour adapter des interfaces et pour conclure sur des modalités à suivre pour le développement d'interfaces neuronales.

Le processus itératif de recherche de ce projet de mémoire s'est déroulé en plusieurs étapes. Tout d'abord, j'ai dû développer l'interface et le système qui la supporte. L'interface a été testée plusieurs fois pour être améliorée et finalement testée avec 12 participants. Suivant cette collecte, un article (*Cognitive Load Adaptive Website Interfaces: An Exploratory Study in the Context of*

E-commerce) décrivant le prototype créé a été soumis et accepté à la conférence DESRIST. Cette article a été écrit selon le format de la conférence. Je suis allé présenter le prototype ainsi que les résultats de la première collecte à cette conférence le 6 juin 2019, au Worcester Polytechnic Institute. L'affiche et la présentation du prototype ont généré beaucoup d'intérêt lors de l'événement. J'ai pu échanger avec plusieurs chercheurs dans le domaine et ces échanges ont aidé lors du développement de la quatrième itération de l'interface. L'affiche de la conférence est présentée avec le premier article du 2e chapitre de ce mémoire. L'interface autoadaptative a ensuite été modifiée pour être optimisée et pouvoir faire une deuxième collecte avec 31 participants. Un deuxième article a été préparé pour une édition spéciale sur l'assistance des utilisateurs dans les systèmes intelligents du *BISE journal* (Business & Information Systems Engineering). Cette soumission présente l'interface, le processus de *Design Science* et les résultats des trois premières itérations. Cependant, l'article n'a pas été accepté mais les commentaires reçus ont tous été pris en considération pour écrire optimiser le deuxième article de ce mémoire qui est en préparation pour pour une soumission au journal *UMUAI - The Journal of Personalization Research*.

## Contribution et responsabilités personnelles

Activité	Contribution
Définition des requis	<p>Définition de la question de recherche et la problématique - 60%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• La problématique était déjà en discussion lorsque je suis entré sur le projet.</li> <li>• L'équipe a défini le problème et j'ai créé plusieurs prototype pour finalement trouver une solution qui répond aux besoins.</li> </ul>
Revue de littérature	<p>Écriture de la revue de littérature - 90%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• La revue a été écrites avec les commentaires et suggestions de Pierre-Majorique Léger et Sylvain Sénécal.</li> </ul>
Conception de l'artefact	<p>Analyse des requis - 60%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Avec l'aide technique du laboratoire, dont Théophile Demazure.</li> </ul> <p>Conception de l'architecture des systèmes - 75%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Avec l'aide technique du laboratoire, dont Théophile Demazure.</li> </ul> <p>Développement de l'interface autoadaptative - 100%</p> <p>Développement du serveur client entre l'interface et les mesures EEG - 80%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Avec l'aide technique du laboratoire, dont Théophile Demazure.</li> </ul> <p>Conception de l'algorithme d'adaptation - 80%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Défini et optimisé lors de pré-test avec Anshu Suri.</li> </ul>
Conception du design expérimental	<p>Élaboration de la demande au CER - 10%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Suite d'un projet existant alors peu de changement à apporter.</li> </ul> <p>Design expérimental - 50%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• En collaboration avec Anshu Suri.</li> </ul> <p>Protocole de l'expérience - 50%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• En collaboration avec l'équipe d'opération.</li> </ul> <p>Installation de la salle de collecte - 25%</p>

	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pris en charge par l'équipe d'opération.</li> <li>• Certaines configuration aux ordinateurs ont été fait pour que l'utilisation du système soit possible.</li> </ul>
Prétest et collecte	<p>Déroulement des prétests - 80%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Présence lors de la plupart des prétest.</li> <li>• Ajustement des options du système en fonction des résultats des prétests.</li> </ul> <p>Déroulement des collectes - 40%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Pris en charge par l'équipe d'opération et Anshu Suri.</li> <li>• Présence lors du tiers des collectes.</li> </ul>
Analyse des données	<p>Analyse statistiques - 80%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Les données ont été analysé avec l'aide de Anshu Suri.</li> </ul>
Rédaction	<p>Écriture des articles - 90%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Les articles ont été écrits avec les conseils et suggestions des coauteurs.</li> </ul>

**Tableau 1 Contribution et responsabilité dans la rédaction des articles**

# **Chapitre 1: Revue de la littérature des interfaces neuroadaptatives**

## **Introduction**

Plusieurs interfaces sont intégrées aux différentes technologies que nous utilisons au quotidien. De plus en plus de solutions existent pour remplacer le contact direct avec l'humain pour obtenir un produit ou un service. Aujourd'hui, il est possible d'acheter un billet d'autobus, d'acheter de la nourriture, de faire un embarquement, etc., simplement en utilisant l'interface d'un système, qu'il soit sur place ou sur un appareil personnel. L'humain utilise plusieurs interfaces différentes tous les jours. Il est important que ces interfaces soient facilement utilisables et comprises par la population ciblée. L'utilité d'une interface autoadaptive vient lorsqu'une technologie pourrait fonctionner ou être présentée différemment et pour mieux satisfaire certains groupes de gens. En utilisant une interface autoadaptative, l'utilisateur vit une expérience qui lui est personnalisée et peut accomplir sa tâche plus facilement et efficacement.

Une interface peut être adaptée de plusieurs façons. Elle pourrait s'adapter en fonction des clics sur une page ou faire du *data mining* sur les comportements ou profils d'utilisateurs (Ho et al., 2011). Malgré tous les avantages des interfaces adaptatives, il faut tenir compte de la réticence au changement des utilisateurs. Les utilisateurs qui donnent de l'importance à la transparence de l'information sont moins susceptibles d'utiliser des interfaces personnalisées (Awad et Krishnan, 2006). Une interface pourrait aussi être adaptée en utilisant des outils pour mesurer les activités cérébrales. Le web morphing consiste à adapter les caractéristiques d'un site web en fonction du style cognitif de l'utilisateur (ex: analytique). En adaptant une interface dans un contexte où le style cognitif est partiellement observable, les intentions d'achat peuvent augmenter jusqu'à 20% (Hauser et al., 2009).

Une interface neuroadaptative est un ensemble de systèmes et de contrôles avec des caractéristiques fonctionnelles qui changent en fonction des variations de la charge cognitive et émotionnelle de l'utilisateur (Hettinger et al., 2003). Ce type d'interface peut être intéressant dans certains cas pour créer un lien direct entre la technologie et le cerveau humain pour atteindre un

certain but et récolter des données. Les interfaces neuroadaptatives sont en pleine démocratisation. L'accès à cette technologie crée des possibilités, tant au niveau des consommateurs que pour les entreprises, puisqu'elle permet d'accéder à des données neurologiques précises pour permettre aux interfaces de s'adapter en temps réel grâce à des algorithmes prédéfinis. Un utilisateur avec un handicap moteur pourrait utiliser une interface neuroadaptative pour réaliser des tâches qu'il ne peut pas faire naturellement comme utiliser un curseur d'ordinateur en le contrôlant avec ses signaux cérébraux (Wolpaw et al., 1991; Barreto et al., 2000). Il y a beaucoup d'applications possibles pour les interfaces neuroadaptatives. Pour utiliser ces technologies, il faut utiliser des outils qui vont capter des signaux cérébraux, ce qui peut être intrusif pour l'utilisateur.

Cette revue de la littérature décrira tout d'abord les principaux outils utilisés pour mesurer les activités cérébrales qui peuvent être utilisées dans un BCI. Ensuite, deux types de systèmes neuroadaptatifs seront présentés, soit les interfaces neuronales directes (BCI) et les systèmes de *biofeedback*. Un survol des deux différents types de systèmes est présenté et une analyse de l'application des interfaces neuroadaptatives est faite dans le domaine de la gestion, plus précisément du commerce électronique. Avant même de développer un système, il est important de connaître les inventions existantes et de comprendre les enjeux dans le développement. Cette revue permettra d'avoir une vue d'ensemble des interfaces neuroadaptatives en préparation du développement d'un système de ce genre.

## 1. Méthodes d'acquisition d'activités cérébrales

Pour mesurer les signaux cérébraux, il existe deux catégories de méthodes, soit les méthodes invasives et non invasives. Les méthodes invasives mesurent l'activité neuro-cérébrale à l'aide d'électrodes en dessous du cuir chevelu (Abdulkader et al., 2015). Un exemple d'application d'outils invasifs est *le projet Neuralink* d'Elon Musk. Dans ce projet, un docteur insère 96 sondes de polymère dans le cerveau humain et l'utilisateur peut vivre au quotidien avec cette technologie dans son cerveau (Musk, 2019). *Neuralink* serait un des premiers BCI intégré dans un cerveau et, avec de l'entraînement, les humains seraient potentiellement capables d'interagir avec plusieurs technologies simplement en utilisant leurs signaux cérébraux. Le projet a déjà été testé sur des rats

et des singes avec succès et Musk affirme que les tests sur les humains débuteront dès le début de 2020. Moses & al. (2019) ont recherché s'il était possible de décoder les réponses à des questions d'une personne en analysant les signaux cérébraux. Les résultats démontrent qu'en utilisant une méthode intrusive, les chercheurs sont capables de décoder ce qu'une personne dit sans utiliser le langage parlé mais plutôt en utilisant l'analyse des signaux cérébraux.

Malgré que les méthodes invasives soient plus précises et permettent d'aller chercher davantage d'information en mesurant l'activité neuronale du cerveau en profondeur, les méthodes non invasives sont plus couramment utilisées puisqu'elles ne nécessitent pas d'opérations chirurgicales et comportent moins de risques. Un outil non invasif assez répandu est l'électroencéphalographie (EEG), qui est l'enregistrement de l'activité électrodermale sur le scalp du cerveau en mesurant les fluctuations de voltage (Abdulkader et al., 2015). À l'aide d'un casque EEG, l'encéphalogramme capture les signaux cérébraux et les enregistre sur un ordinateur. L'EEG peut obtenir des données telles que la valence, l'engagement et l'attention cognitive (Schmidt & Trainor, 2001; Antonenko et al., 2010). Un autre outil non invasif est l'imagerie spectrographique proche infrarouge (fNIRS). Cet outil mesure l'oxygénation du sang sur la surface du cerveau et distingue les changements de concentration d'hémoglobines oxygénées et non oxygénées (Karran et al., 2018).

L'électroencéphalographie est l'outil le plus couramment utilisé puisqu'il est possible d'utiliser cet outil sans opération chirurgicale et qu'il demeure relativement accessible. Cependant, les données fournies par l'EEG donnent seulement une généralisation de l'activité cérébrale. Les électrodes d'un EEG sont seulement sensibles aux populations de neurones proches du cuir chevelu et plusieurs signaux sont perdus ou atténués avant d'arriver à l'électrode (Lee & Tan, 2006). Un BCI utilisant l'EEG doit avoir un algorithme de classification lui permettant de s'adapter aux pertes et changements de signaux. Cette algorithme va recevoir et analyser les données EEG et ensuite retourner une classification. Un système peut ensuite utiliser ces classifications pour s'adapter aux variations de l'activité cérébrale de l'utilisateur. Il est aussi possible de combiner plusieurs outils pour valider les données entre elles. Par exemple, combiner l'EEG avec la pupillométrie pour mesurer la charge cognitive permettrait de réduire le taux d'erreurs comparé à l'utilisation d'un outil seul (Rozado & Dünser, 2015).

## 2. Neurofeedback

Les systèmes de *biofeedback* enregistrent des données à partir de signaux cérébraux de l'utilisateur. Ces données sont présentées à l'utilisateur en temps réel ou non, dépendant du système (Lux et al., 2018). L'utilisateur a accès à des données neurologiques qu'il n'aurait pas pu avoir normalement. Le *biofeedback* est majoritairement utilisé en médecine, en psychologie et en neuropsychologie. L'utilisation de *biofeedback* en réhabilitation peut avoir des effets positifs tels que: augmenter la précision durant certaines tâches, augmenter l'engagement des patients et réduire les besoins de professionnels pour superviser la réhabilitation (Gigging et al., 2013).

Dans une interface de *biofeedback*, l'état psychologique de l'utilisateur lui est présenté, soit par des signaux visuel ou sonore. Mandigo (2003) a créé un système qui joue de la musique en fonction de l'humeur de la personne. En testant plusieurs morceaux de musique et en analysant la réaction émotionnelle de l'utilisateur, le système trouve le groupe de chansons adéquat associé à l'humeur de l'utilisateur. Dans ce cas, l'état psychologique de la personne lui est présenté par le biais d'une chanson. Un autre exemple de *biofeedback* est le *SpiroGame* qui apprend aux enfants des aptitudes de respiration (Vilozni et al., 2001). Dans ce jeu, un personnage avance au fur et à mesure que les enfants prennent de grandes respirations. La rétroaction est affichée en tant que performance sur l'écran. Ce projet incorpore le jeu dans le traitement des problèmes respiratoires des enfants. Caria et al. (2010) ont utilisé le *biofeedback* conjointement avec la physiothérapie pour réapprendre à un patient à utiliser sa main. Une représentation d'un signal moteur était présentée à l'utilisateur pour lui permettre d'utiliser une orthèse mécanique qui était attachée sur sa main pour l'aider à l'ouvrir et la fermer. Ceci a permis au patient de se réhabiliter beaucoup plus vite que seulement avec la physiothérapie. Utiliser ce système de *biofeedback* pourrait surtout être utile pour les patients qui n'ont pas eu de succès avec la réhabilitation en physiothérapie.

Certains prototypes de biofeedback ont aussi été développés dans le milieu financier. Fenton-O'Creevy et al. (2015) ont créé un jeu simulant la bourse où le participant doit choisir le meilleur achat d'action parmi trois choix dans un temps limité. Durant le jeu, le participant est informé de son état physique et émotionnel et cette rétroaction est liée aux pertes monétaires de l'utilisateur.

L'approche de ce jeu est d'améliorer la prise de décision des négociateurs financiers en régularisant leurs émotions.

La principale différence entre un BCI et un système de *biofeedback* réside dans la façon dont le système procède pour modifier une interface et dériver l'état mental de l'utilisateur. Dans un BCI, le système analyse des signaux cérébraux et il s'adapte en fonction de ceux-ci pour modifier l'état mental de l'utilisateur sans nécessairement lui démontrer son état neurologique. Dans un système de *biofeedback*, les signaux cérébraux sont captés et démontrés à l'utilisateur de façon visuelle ou acoustique. L'utilisateur modifie son comportement en fonction de son état qui lui est présenté (Riedl & Léger, 2016).

### **3. Interfaces neuronales directes**

Les interfaces neuronales directes, en anglais *Brain Computer Interfaces* (BCI), permettent à l'humain d'envoyer des messages au monde extérieur par le biais de signaux cérébraux (Wolpaw et al., 2002). Cette communication peut être développée et peut permettre à des utilisateurs de faire des tâches qu'ils ne peuvent pas faire naturellement. Une branche des BCI est le passive BCI (pBCI). Les pBCI détectent l'état émotionnel ou mental de l'utilisateur et s'ajuste pour amener l'utilisateur vers l'état souhaité (Labonte-Lemoyne et al., 2018).

Il y a plusieurs champs d'application pour les BCI et les pBCI. Les plus populaires sont le domaine médical, la neuroergonomie, le marketing, les publicités, l'éducation, le divertissement et la sécurité (Abdulkader et al., 2015). Étant donné que les BCI permettent d'accéder à des données cérébrales pour accomplir un objectif, cela peut être utile à plusieurs endroits. Initialement, les BCI étaient surtout utilisées pour donner un chemin de communication et de contrôle aux gens avec des handicaps moteurs sévères (Schalk et al., 2004). Barreto et al. (2000) ont construit un système permettant à des utilisateurs avec des handicaps moteurs sévères d'utiliser un curseur et des commandes d'ordinateur en utilisant l'électromyographie et l'électroencéphalographie. Palankar et al. (2009) ont créé un fauteuil roulant permettant aux gens de contrôler leurs déplacements en utilisant leurs signaux cérébraux.

Les BCI présentent de nombreuses opportunités aux personnes munies d'handicaps, mais elles présentent aussi plusieurs autres opportunités pour les gens sans handicap. Girouard, Solovey & Jacob (2013) ont créé un système qui enregistre la charge de travail des utilisateurs pour ensuite améliorer leur expérience. Ils ont créé un système qui enregistre les données, nettoie les données et les classe pour adapter plusieurs interfaces différentes en temps réel (Girouard et al., 2013). Dans ce cas, le BCI peut être utilisé par n'importe quel utilisateur, peu importe leur compétence, en s'adaptant directement à l'utilisateur, et ce dans plusieurs types d'interfaces. Un consommateur pourrait utiliser une interface neuroadaptative pour jouer à différents jeux vidéo ou même jouer de la musique avec un encéphalophone, un instrument qui utilise un électroencéphalogramme pour contrôler un piano numérique (Deuel et al., 2017).

Il y a plusieurs BCI qui existent en ce moment et qui risquent d'éventuellement arriver sur le marché. L'entreprise *Neurable* a développé le premier jeu en réalité virtuelle contrôlé avec le cerveau. Dans ce jeu, l'utilisateur est capable d'utiliser la télékinésie et des claviers d'ordinateur, et ce, en utilisant seulement le BCI de *Neurable* (Jantz et al., 2017). Lalor & al. ont réussi à créer un jeu d'immersion en 3D où l'utilisateur contrôle une personne à l'aide de signaux EEG (Lalor et al., 2005). En médecine, un BCI peut être utilisé pour faire de la réhabilitation ou pour permettre à des personnes atteintes de handicaps d'utiliser certaines technologies. En marketing, un BCI peut être utilisé pour adapter une interface en fonction de données neurologiques ou même pour analyser l'effet de certains stimulus. Chacun de ces domaines a des intérêts à tirer des BCI. De plus en plus d'interfaces neuronales seront créées et documentées, ce qui pourra aider les chercheurs et développeurs à créer des nouveaux BCI permettant d'accomplir des tâches ou d'obtenir de l'information.

Plusieurs grandes entreprises commencent des programmes de recherche en neuroscience et s'équipent de laboratoires (Riedl et al., 2010). En lien avec la croissance de popularité de la neuroscience et la disponibilité des technologies portatives de lecture de données neurologiques, les interfaces neuroadaptatives aussi sont de plus en plus recherchées et utilisées pour des applications client (Lux et al., 2018). L'intérêt pour des systèmes de ce genre est en croissance puisqu'ils permettent d'accéder à des données normalement inconnues. L'objectif d'une interface

neuroadaptative varie en fonction des objectifs de l'entreprise et n'est pas seulement limité à donner un chemin de communication aux gens avec des handicaps.

Un domaine de la gestion où il y a plusieurs recherches en lien avec les BCI est celui des progiciels de gestion intégrée, en anglais *Enterprise Resource Planning* (ERP). Il s'agit de systèmes personnalisables au cœur des processus de certaines fonctions d'une entreprise comme la finance, la gestion des opérations, la gestion des stocks, etc. (Al-Mashari et al., 2003). Ces systèmes sont souvent très dispendieux et assez complexes (Umble et al., 2003). Pour ces systèmes, des interfaces neuroadaptatives peuvent être utiles pour surveiller l'expérience ou la performance des utilisateurs et les aider au besoin. Demazure et al. (2018) ont modulé l'attention à long terme en utilisant un système ERP. Pour ce faire, ils ont pris des mesures d'engagement et de vigilance en utilisant un EEG pour adapter l'interface et garder l'utilisateur au bon niveau d'attention. Chen & Vertegaal (2004) ont un système qui contrôle les notifications envoyées à l'utilisateur en mesurant sa charge cognitive. Le système évalue l'état de l'utilisateur et envoie ou empêche l'envoi de certaines notifications pour contrôler le niveau d'attention. L'application d'un système de contrôle des notifications est d'autant plus intéressante aujourd'hui puisque la grande majorité des gens ont des cellulaires à portée de main et plusieurs sont connectés sur un grand nombre d'applications. La perte d'attention est beaucoup plus facile et un contrôle des notifications est intéressant pour favoriser l'efficacité et la performance des gens.

En général, les interfaces neuroadaptatives en gestion sont seulement utilisées pour la recherche. Un équipement complet EEG, ou tout autre outil qui mesure les signaux cérébraux, est non seulement dispendieux, mais aussi très intrusif pour l'utilisateur. L'utilisation quotidienne d'un tel système n'est pas très pratique et requiert aussi un temps d'installation significatif. Les entreprises peuvent surtout profiter de ces systèmes en testant leurs hypothèses avec des données EEG. Avec un bon équipement et des bons analystes de données, l'entreprise peut tester plusieurs interfaces d'un système pour trouver celle que les gens comprennent le plus. L'entreprise peut aussi tester un processus pour comprendre s'il y a des problèmes à certains niveaux. Plusieurs possibilités et opportunités peuvent être explorées pour que les entreprises maximisent leurs opérations.

L'utilisation de BCI est aussi intéressante en commerce électronique. Le commerce électronique change complètement la manière des gens d'acheter des produits. Au lieu de faire le tour d'un magasin pour trouver un produit, une personne peut simplement faire une recherche sur un site tel qu'Amazon et recevoir le produit le jour même directement à sa porte. De plus, des milliers de produits différents sont offerts en ligne et l'information est souvent facile d'accès sur le site même ou ailleurs sur le web. Les gens ont beaucoup plus d'opportunités puisqu'il est même possible de se procurer des produits provenant d'autres pays et parfois même à des prix plus compétitifs qu'en magasin sans avoir à se déplacer.

Malgré tous les avantages du e-commerce pour les utilisateurs, certains problèmes y sont reliés. L'abondance de produits sur un site web donne énormément de choix au client. Cependant, cette abondance pourrait potentiellement nuire à l'utilisateur et le mener à prendre une mauvaise décision. L'abondance de produits et d'information peut confondre l'utilisateur et le mener à acheter un moins bon produit et être déçu de son choix (Jacoby et al., 1974; Jacoby et al., 1974; Malhotra, 1982). Quand l'effort requis pour que le cerveau traite une tâche surpassé les capacités de traitement du cerveau, l'utilisateur se retrouve en surcharge d'information (Eppler & Mengis, 2004). La théorie de la surcharge d'information peut aussi être combinée avec l'hypothèse de surabondance de choix (*choice overload*) qui considère que l'augmentation des possibilités de choix peut mener à des effets inverses comme la perte de motivation et l'insatisfaction du choix final (Scheibehenne et al., 2010). Pour régler ces problèmes, des interfaces adaptatives de e-commerce pourraient être utiles comme solution personnalisée à l'utilisateur.

Malgré que peu d'interfaces neuroadaptatives en marketing et commerce électronique existent, certains prototypes existent déjà et il y a beaucoup de place pour la recherche dans ce domaine. Geeta & Gavas (2014) ont créé une interface web qui reconnaît les produits qui semblent les plus intéressants pour les usagers en mesurant l'attention avec l'EEG. L'application de cette technologie pourrait être intéressante pour retracer les produits qui ont le plus intéressé l'utilisateur. Aussi, les entreprises peuvent utiliser un système de ce genre pour comprendre quels produits captent le plus et le moins l'attention des clients.

Shi & Marini (2016) ont créé un système adaptatif qui étudie l'émotion de l'utilisateur pour recommander des produits au bon moment. Cette recherche conclut que les utilisateurs stressés sont moins réceptifs à un système de recommandation que les gens plus calmes. Ce système permet de recommander des produits au moment où le client est le plus réceptif. Dans ce cas, les vendeurs et acheteurs sont gagnants puisque l'acheteur se fait recommander des produits quand il est réceptif et le vendeur offre une expérience au client qui va mener vers une vente

## Conclusion

Les opportunités de recherche et d'utilisation des interfaces neuroadaptatives sont vastes. Les données recueillies par l'électroencéphalogramme, ou tout autre outil de collecte de signaux cérébraux, permettent de réellement comprendre les réactions cognitives d'un utilisateur. Lier ces données avec l'adaptation du système permet de faire le pont directement entre le cerveau et la technologie et créer plusieurs opportunités.

Il existe plusieurs prototypes documentés de BCI et d'interface de *neurofeedback*. Pour créer un nouvel artefact, les inventeurs devraient se baser sur la littérature préalablement écrite pour mieux comprendre les enjeux et trouver des idées pour un développement réussi et efficace. En se basant sur la littérature dans le développement, le prototype contribue davantage à la recherche dans le domaine.

L'utilisation d'interfaces neuroadaptatives nécessite des outils de lecture de signaux cérébraux dispendieux et peu accessibles pour la population en général. Par contre, avec l'avancée de la technologie, ces outils pourraient devenir de plus en plus accessibles. Les outils d'oculométrie étaient assez dispendieux il y a quelques années et aujourd'hui plusieurs modèles sont disponibles pour le grand public (<https://tech.tobii.com/products/>). Certains jeux vidéo utilisent même l'oculométrie aujourd'hui. L'objectif des interfaces neuroadaptatives évolue au fil du temps, passant d'outils pour les personnes avec des handicaps à des objectifs beaucoup plus larges aujourd'hui. Il y aura sûrement dans le futur plusieurs avancées dans le domaine et peut-être même que les interfaces neuroadaptatives entreront dans le quotidien des gens.

## Références

- Abdulkader, S., Atia, A., Sami, M. (2015). Brain computer interfacing: Applications and challenges. *Egyptian Informatics Journal* 16(2) 213-230.
- Al-Mashari, M., Al-Mudimigh, A., & Zairi, M. (2003). Enterprise resource planning: A taxonomy of critical factors. *European journal of operational research*, 146(2), 352-364.
- Antonenko, P., Paas, F., Grabner, R., & Van Gog, T. (2010). Using electroencephalography to measure cognitive load. *Educational Psychology Review*, 22(4), 425-438.
- Awad, N. F., & Krishnan, M. S. (2006). The personalization privacy paradox: an empirical evaluation of information transparency and the willingness to be profiled online for personalization. *MIS quarterly*, 13-28.
- Barreto, A., Scargle, S., & Adjouadi, M. (2000). A practical EMG-based human-computer interface for users with motor disabilities.
- Caria, A., Weber, C., Brötz, D., Ramos, A., Ticini, L. F., Gharabaghi, A., & Birbaumer, N. (2011). Chronic stroke recovery after combined BCI training and physiotherapy: a case report. *Psychophysiology*, 48(4), 578-582.
- Chen, D., & Vertegaal, R. (2004, April). Using mental load for managing interruptions in physiologically attentive user interfaces. In CHI'04 extended abstracts on Human factors in computing systems (pp. 1513-1516).
- Demazure, T., Karran, A., Labonté-LeMoigne, É., Léger, P. M., Sénécal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Sustained Attention in a Monitoring Task: Towards a Neuroadaptative

Enterprise System Interface. In Information Systems and Neuroscience (pp. 125-132). Springer, Cham.

Eppler, M. J. and J. Mengis (2004). The concept of information overload: A review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines. *The information society* 20(5): 325-344.

Deuel, T. A., Pampin, J., Sundstrom, J., & Darvas, F. (2017). The Encephalophone: A novel musical biofeedback device using conscious control of electroencephalogram (EEG). *Frontiers in human neuroscience*, 11, 213.

Geeta, N., & Gavas, R. D. (2014). Product Market Evaluation in E-Commerce using Brain-Computer Interface Technology. In National Conference Proceedings E-Commerce: Opportunities and Challenges, 25th and 26th April.

Giggins, O. M., Persson, U. M., & Caulfield, B. (2013). Biofeedback in rehabilitation. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 10(1), 60.

Girouard, A., Solovey, E. T., & Jacob, R. J. (2013). Designing a passive brain computer interface using real time classification of functional near-infrared spectroscopy. *International Journal of Autonomous and Adaptive Communications Systems*, 6(1), 26-44.

Hauser, J. R., Urban, G. L., Liberali, G., & Braun, M. (2009). Website morphing. *Marketing Science*, 28(2), 202-223.

Hettinger, L. J., Branco, P., Encarnacao, L. M., & Bonato, P. (2003). Neuroadaptive technologies: applying neuroergonomics to the design of advanced interfaces. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 4(1-2), 220-237.

Ho, S. Y., Bodoff, D., & Tam, K. Y. (2011). Timing of adaptive web personalization and its effects on online consumer behavior. *Information Systems Research*, 22(3), 660-679.

Jacoby, J., D. E. Speller and C. K. Berning (1974) Brand choice behavior as a function of information load: Replication and extension. *Journal of consumer research* 1(1): 33-42.

Jacoby, J., D. E. Speller and C. A. Kohn (1974) Brand choice behavior as a function of information load. *Journal of marketing research* 11(1): 63-69.

Jantz, J., Molnar, A., & Alcaide, R. (2017, July). A brain-computer interface for extended reality interfaces. In ACM SIGGRAPH 2017 VR Village (p. 3). ACM.

Karran, A., Demazure, T., Labonte-LeMoyne, E. (2018), Towards a hybrid passive BCI for the modulation of sustained attention using EEG and fNIR. 2nd International Neuroergonomics Conference.

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, 282.

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.

Lee, J. C., & Tan, D. S. (2006, October). Using a low-cost electroencephalograph for task classification in HCI research. In *Proceedings of the 19th annual ACM symposium on User interface software and technology* (pp. 81-90).

Lux, E., Adam, M. T., Dorner, V., Helming, S., Knierim, M. T., & Weinhardt, C. (2018). Live biofeedback as a user interface design element: A review of the literature. *Communications of the Association for Information Systems*, 43(1), 257-296.

Malhotra, N. K. (1982) Information load and consumer decision making. *Journal of consumer research* 8(4): 419-430.

Mandigo, L. D. (2003). U.S. Patent No. 6,623,427. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.

Moses, D. A., Leonard, M. K., Makin, J. G., & Chang, E. F. (2019). Real-time decoding of question-and-answer speech dialogue using human cortical activity. *Nature communications*, 10(1), 3096.

Musk, E. (2019). An integrated brain-machine interface platform with thousands of channels. *BioRxiv*, 703801.

Palankar, M., De Laurentis, K. J., Alqasemi, R., Veras, E., Dubey, R., Arbel, Y., & Donchin, E. (2009, February). Control of a 9-DoF wheelchair-mounted robotic arm system using a P300 brain computer interface: Initial experiments. In *2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics* (pp. 348-353). IEEE.

Riedl, R., Léger, P. M (2016). Fundamentals of NeuroIS. *Studies in Neuroscience, Psychology and Behavioral Economics*.

Riedl, R., Randolph, A. B., vom Brocke, J., Léger, P. M., & Dimoka, A. (2010). The potential of neuroscience for human-computer interaction research. *SIGHCI 2010 Proceedings*.

Rozado, D., & Dünser, A (2015). Combining EEG with pupillometry to improve cognitive workload detection. *Computer*, 48(10), 18-25.

Schalk, S., McFarland, D. J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., Wolpaw, J.R (2004). BCI2000: A General-Purpose Brain-Computer Interface (BCI) System. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6) 1034-1043.

Scheibehenne, B., Greifeneder, R., & Todd, P. M. (2010). Can there ever be too many options? A meta-analytic review of choice overload. *Journal of consumer research*, 37(3), 409-425.

Schmidt, L. A., & Trainor, L. J. (2001). Frontal brain electrical activity (EEG) distinguishes valence and intensity of musical emotions. *Cognition & Emotion*, 15(4), 487-500.

Shi, F., & Marini, J. L. (2016). Can e-Commerce Recommender Systems be More Popular with Online Shoppers if they are Mood-aware?. In WEBIST (2) (pp. 173-180).

Umble, E. J., Haft, R. R., & Umble, M. M. (2003). Enterprise resource planning: Implementation procedures and critical success factors. *European journal of operational research*, 146(2), 241-257.

Vilozni, D., Barker, M., Jellouschek, H., Heimann, G., & Blau, H. (2001). An interactive computer-animated system (SpiroGame) facilitates spirometry in preschool children. *American journal of respiratory and critical care medicine*, 164(12), 2200-2205.

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.

## **Chapitre 2: Article 1**

### **Cognitive Load Adaptive Website Interfaces: An Exploratory Study in the Context of E-commerce<sup>1</sup>**

Edouard Frève-Guérin, Pierre-Majorique Léger, Alexander Karran, Théophile Demazure, Marc Fredette, and Sylvain Sénécal

Tech3lab (HEC Montréal), 5540 Avenue Louis-Colin, Montreal, QC, Canada

**Abstract.** The developed website is an interface that continuously assesses the user's cognitive load in real time and adapts some components of the website autonomously, to help the user, make optimal decisions. In the context of e-commerce, choosing the best product among many others can be a challenging task. Therefore, advances in technologies, such as artificial intelligence, are creating new opportunities to help users make better decisions. This paper presents the design blueprints and iterative development of a neuroadaptive website, which is being utilized in an ongoing experimental study.

Keywords: Information Overload, Brain Computer Interface, Cognitive Load

---

<sup>1</sup> Cet article a été révisé et publié dans le format de la conférence DESRIST2019, il ne peut plus être modifié.

## **1. Problem Identification**

Brain Computer Interface (BCI), “is a technology which records the neural information associated with mental tasks and bypasses the conventional neuromuscular pathway to communicate with the external world” [1]. In an e-commerce context, BCI could thus be used to monitor the user’s cognitive load in real time, analyze the information with machine-learning algorithms, and help the user in his decision-making by adapting the interface, thus simplifying the task. Building upon vom Brocke et al. (2013) [2], we used the design science methodology to develop built-in BCI functions inside an e-commerce interface to assess the cognitive state of the user and adapt the interface in real time.

## **2. Design of the Artifact**

We use electroencephalography (EEG) to classify the user’s cognitive load in real time. To classify the levels of cognitive load, we used Threshold Reactive Adaptive Dynamic Spectrum (ThReADS) [3] [4] an algorithm which computes dynamic thresholds of a cognitive index. Communication with ThReADS is made through TCP/IP sockets. A NodeJS client was created with the interface to receive EEG classification from the ThReADS server. The interface is coded using AJAX to read EEG data and, if needed, asynchronously adapt the interface. Given the extensive usage of the n-back task in investigating working memory [5], this task was used to calibrate each user’s individual cognitive load thresholds. In line with previous literature [5] [6], 1-back and 3-back tasks were used as baseline tasks for each user’s low and high cognitive load calibrations, respectively. The system is thus able to classify the user’s cognitive load from 0 being very low and 4 very high.

## **3. Significance to Research**

Information overload has been defined as the phenomenon wherein the information processing requirements of a task exceed the available information processing capacities [7]. In other words, given the finite limits of human memory, users are unable to process the given information if the information load exceeds the individual’s threshold [8]. Given the abundance of product choices and product information available on e-commerce websites, users are vulnerable to experiencing information overload [8] [9]. Such a state cannot only result in poor decision making and decreased performance accuracy but can also lead to other dysfunctional effects on the users, such as increased confusion and dissatisfaction with choice decisions [10] [11] [12]. This artifact would

help the user in his/her decision-making process to prevent him/her from going in an information overload state. The developed artifact is the first step in building an BCI artifact adapted to E-Commerce.

#### **4. Significance to Practice**

The current system contributes to practice in many ways. While the current architecture may not be implementable in real-world markets for several factors including the low adoption EEG caps by consumers, the system can, however, be used as an efficient user-experience tool that can help online retailers test and design websites that display the apt amount of product information, without overloading the users. E-commerce retailers can define user categories based on such system testing and combine it with the vast amount of real user data (via cookies, clickstream, etc.) that they collect, to map these real-world users with the defined user categories in order to display information that is adequate to each category. The current system could also be adapted to be used with tools such as embedded eye trackers and could provide a proxy of cognitive workload based on pupil diameter [13].

#### **5. Evaluation of the Artifact**

A design science methodology is used to developed iteratively the proposed autoadaptive application [14] Each iteration test development hypothesis aiming at adjusting the autoadaptation in relation to predefine requirement (satisfaction, usefulness, and ease of use). Developing an adaptation algorithm requires significant amount of user testing. Since this artifact is currently ongoing testing, after a few iterations, the system will be optimized to effectively monitor user's cognitive load and help him/her when needed. In our study, user's performance was linked to his capacity to choose the best products among a list of 5, 10 or 15 products, for someone else's preference attributes. Data collection is underway and preliminary results will be discussed at the conference.

## References

1. Shenoy HV, Vinod AP, Guan C: "Shrinkage estimator-based regularization for EEG motor imagery classification." In: 10th International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS), IEEE, pp 1-5 (2015).
2. vom Brocke, J., Riedl, R., and P.-M. Léger: "Application strategies for neuroscience in information systems design science research." Journal of Computer Information Systems 53(3), 1–139 (2013).
3. Demazure, T., Karran, A., Labonté-LeMoigne, É., Léger, P. M., Sénécal, S., Fredette, M., & Babin, G.: "Sustained Attention in a Monitoring Task: Towards a Neuroadaptative Enterprise System Interface" Information Systems and Neuroscience, Springer, Cham: 125-132 (2019).
4. Karran AJ, Demazure T, Léger P, Labonte-LeMoigne E, Sénécal S, Fredette M and Babin G: "Towards a hybrid passive BCI for the modulation of sustained attention using EEG and fNIRS." Front. Hum. Neurosci. Conference Abstract: 2nd International Neuroergonomics Conference. doi: 10.3389/conf.fnhum.2018.227.00115 (2018).
5. Owen, A. M., K. M. McMillan, A. R. Laird and E. Bullmore: "N-back working memory paradigm: A meta-analysis of normative functional neuroimaging studies." Human brain mapping 25(1): 46-59 (2005).
6. Cohen, J. D., W. M. Perlstein, T. S. Braver, L. E. Nystrom, D. C. Noll, J. Jonides and E. E. Smith: "Temporal dynamics of brain activation during a working memory task." Nature 386(6625): 604 (1997).
7. Eppler, M. J. and J. Mengis: "The concept of information overload: A review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines." The information society 20(5): 325-344 (2004).
8. Chen, Y.-C., R.-A. Shang and C.-Y. Kao: "The effects of information overload on consumers' subjective state towards buying decision in the internet shopping environment." Electronic Commerce Research and Applications 8(1): 48-58 (2009).
9. Li, C.-Y: "Why do online consumers experience information overload? An extension of communication theory." Journal of Information Science 43(6): 835-851 (2017).

10. Jacoby, J., D. E. Speller and C. K. Berning: "Brand choice behavior as a function of information load: Replication and extension." *Journal of consumer research* 1(1): 33-42 (1974).
11. Jacoby, J., D. E. Speller and C. A. Kohn "Brand choice behavior as a function of information load." *Journal of marketing research* 11(1): 63-69 (1974).
12. Malhotra, N. K.: "Information load and consumer decision making." *Journal of consumer research* 8(4): 419-430 (1982).
13. Dehais, F., M. Causse and J. Pastor: Embedded eye tracker in a real aircraft: new perspectives on pilot/aircraft interaction monitoring. *Proceedings from the 3rd International Conference on Research in Air Transportation*: Federal Aviation Administration, Fairfax, USA (2008).
14. Hevner, A.R., March, S.T., Park, J., Ram, S.: "Design Science in Information Systems Research" *MISQ.* 28, 75–105 (2004).

Edouard Frève-Guérin, Anshu Suri, Pierre-Majorique Léger, Alexander Karran, Théophile Demazure, Marc Fredette and Sylvain Sénechal  
Tech3lab (HEC Montréal), 5540 Avenue Louis-Colin, Montreal, QC, Canada

**Figure 1**  
Affiche lors de la présentation du projet à la conférence DESRIST2019

## Introduction

The developed website is an interface that continuously assesses user's cognitive load in real time and adapts some components autonomously in order to help the user make optimal decisions. This artifact has been used successfully in preliminary research and is being optimized for further iterations.

**Before adaptation**

Product ID	Bad Choice	Screen Size (Inches)	RAM (GB)	Price (\$)	SSD Memory (GB)	Battery (Days)	Screen Resolution (px)	CPU Speed (GHz)	Weight (kg)
46		11.6	16	650	256	14	1440	3	1.2
47		12.5	64	650	128	12	1600	3.4	0.69
48		12	32	550	256	10	1600	4.6	1.79
49		11.3	8	500	64	4	1360	2.1	2.2
50		11.3	32	700	64	10	1360	2.1	2.2
51		12	64	600	256	14	1360	3	0.91
52		12.5	12	600	128	14	900	2.1	0.91
53		11.3	32	550	8	10	1440	1.6	1.79
54		12	34	700	512	12	1360	4.6	2.8
55		11.6	8	800	128	12	900	2.6	0.91

High cognitive load (EEG measure) → ThReADS [1] classification → TCP/IP Socket → Application side algorithm → Local web client

**Cognitive Index Classification**

The system receives the user's cognitive load index every 0.5 second

User interface adapts if cognitive index is classified as 3 or 4 twice within 10 seconds

**After adaptation**

Product ID	Bad Choice	Screen Size (Inches)	RAM (GB)	Price (\$)	SSD Memory (GB)	Battery (Days)	Screen Resolution (px)	CPU Speed (GHz)	Weight (kg)
46	X	11.6	16	650	256	14	1440	3	1.2
47		12.5	64	650	128	12	1600	3.4	0.69
48		12	32	550	256	10	1600	4.6	1.79
49		11.3	8	500	64	4	1360	2.1	2.2
50	X	11.3	32	700	64	4	1360	2.1	2.2
51		12	64	600	256	14	1360	3	0.91
52		12.5	12	600	128	14	900	2.1	0.91
53		11.3	32	550	8	10	1440	1.6	1.79
54	X	12	34	700	512	12	1360	4.6	2.8
55	X	11.6	8	800	128	12	900	2.6	0.91

Adaptation adds an X in the 2nd column to inform the user that this product is not the best

**Design Science Methodology**

Each iteration [2] aims to automatically adapt the interface to improve consumer choice, satisfaction, usefulness and ease of use. Three iterations of the interface have been tested and improved upon.

**Iterations & Preliminary Results**

Iteration	Results
1st iteration	<ul style="list-style-type: none"> <li>Choices were completely removed</li> <li>No minimum time between adaptation</li> <li>30 seconds time limit per trial</li> <li>Improved choices with adaptive interface</li> <li>However, increased uncertainty and confusion with the adaptive interface</li> </ul>
2nd iteration	<ul style="list-style-type: none"> <li>Worst choices are marked with an X</li> <li>3 seconds between consecutive adaptation</li> <li>45 seconds time limit per trial</li> <li>Improved user ratings with respect to certainty and confusion with adaptive interface</li> <li>However, no choice improvement with adaptive interface</li> </ul>
3rd iteration	<ul style="list-style-type: none"> <li>5 seconds between consecutive adaptation</li> <li>Time limit of 60 seconds</li> <li>User interface upgrades</li> <li>Improved choices with adaptive interface</li> <li>No significant difference in user certainty and confusion between both versions</li> </ul>

**References**

- [1] Demazure, T., Karran, A., Labonté-LeMoine, É., Léger, P. M., Sénechal, S., Fredette, M., & Babin, G.: "Sustained Attention in a Monitoring Task: Towards a Neuroadaptive Enterprise System Interface" Information Systems and Neuroscience, Springer, Cham: 125-132 (2019).
- [2] Hevner, A.R., March, S.T., Park, J., Ram, S.: "Design Science in Information Systems Research" MISQ, 28, 75-105 (2004).

27

## **Chapitre 3: Article 2**

### **Information Overload and Recommendation Agents : An Exploratory Study in Neuroadaptive Recommendation Systems**

Edouard Frève-Guérin <sup>1</sup>, Pierre-Majorique Léger<sup>1</sup>, Théophile Demazure <sup>1</sup>, and Sylvain Sénécal <sup>1</sup>

<sup>1</sup>HEC Montréal, Montréal, QC H3T 2A7

#### **Abstract**

Brain Computer Interface (BCI) are systems that can react to the users' brain signals in real time. These systems can be used to provide users a means of communication to accomplish their tasks or provide information to the system. In the context of e-commerce, BCI could present opportunities to adapt web interfaces to specific needs. With an overload of information, users could potentially be confused and end up buying products that are not optimal for them. The goal of this article is to present the design methodology, using design science research, and development of an artifact that adapts in real time as per the user's cognitive load, to limit the information overload. In an experiment, participants had to choose the best products among a list of products with different attributes. If the system detected a high cognitive load from the users' EEG signals, the interface adapted by removing some non-optimal products on the list or recommending the best choices. After validation of EEG data, 43 participants were successfully tested and evaluated. Overall, the adaptive system helped users to make a better decision, but development still needs to be pushed further for an even more helpful interface. We show that such systems can go a long way in adapting to users' needs in real time and helping them make better decisions. This paper presents the fundamentals of the development of an e-commerce BCI.

**Keywords:** Information overload, Brain computer interface, NeuroIS, Cognitive load, Design science research

## **1. Introduction**

Brain Computer Interfaces are defined as systems that “enable users to control devices with electroencephalographic (EEG) activity from the scalp or with single-neuron activity from within the brain” (Leuthardt et al., 2004, p. 63). BCI can also be controlled by other signal acquisition methods such as electrocorticography (ECoG) (Hill et al., 2006) or functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) (Hong et al., 2015). “The central element in each BCI is a translation algorithm that converts electrophysiological input from the user into output that controls external devices.” (Wolpaw et al., 2000, p. 94).

BCI are used in the medical field for many purposes, such as allowing a patient to use technologies without any muscle control and simply by using brain signals (Schalk et al., 2004). BCI are also used in many other fields of research such as neuroergonomics, education, entertainment, consumer neuroscience (Abdulkader et al., 2015). In a typical BCI, the system receives brain signals using a biosignal acquisition method such as electroencephalography (EEG). After receiving signals, a BCI processes it and classifies the signal. This classification can then be used to control the BCI to serve its purpose.

In the context of e-commerce, BCI can for instance be used to personalize websites for consumers. BCI can be used to assess the mental state of the user in real time to achieve various goals. Geeta & Gavas (2014) were able to find the most appealing products for users by measuring their attention with EEG. Even if this technology is not widespread, there is a lot of development that leads to the emergence of BCI within users’ daily life. Firms such as Facebook (Levy, 2019), Lenovo, and Tobii are currently doing research in this domain and are unveiling new products. Research is looking for ways to measure cognitive load outside a laboratory context. For example, Tobii has unveiled the first laptop that you can control with your eyes (<https://bit.ly/34954HZ>). By using pupil dilation and classification algorithms, the emergence of passive BCI outside laboratories would be possible. Many patents in BCI are owned by Microsoft (Riedl, 2010) and Facebook acquiring a BCI firm (Levy, 2019) points out that this technology is becoming progressively more important in the industry and society.

Using EEG signals, web designers could possibly test different interfaces and adapt them through the BCI classification to find the most suitable design for their websites. In this study, we develop an interface that autoadapts based on real-time BCI recording and fine-tune various aspects of design, to optimize it.

Although BCI in consumer neuroscience are emerging, no research clearly and explicitly presents the different steps to develop and validate such an artefact. In such systems, the input and output systems as well as all the intermediary systems must work synchronously. Any error at any point in time could bias the adaptation and the data. To prevent such problems in the final product, the development of the artifact must be consistently tested, and the data must be validated. The design-science paradigm seeks to create innovations based on existing literature and seek to explain phenomena surrounding analysis, design, implementation, management, and the use of information systems (Hevner et al., 2004). Design and build are two processes which have been defined (March & Smith, 1995) and they are widely used in design science research (DSR). Following this process, the artifact was designed and then evaluated with questionnaires, data analysis, and user interviews. After testing an iteration, changes were made to optimize the current artifact and solve problems for the next iteration.

This paper presents the design process and reasoning for the creation of a neuroadaptive e-commerce interface and the system behind it. The developed artifact is an e-commerce interface that adapts as per the classification of the user's cognitive load level when they are faced with a product purchase decision. The artifact's objective is to help the user make better decisions when shopping for a product online among a relatively large product assortment. Using a DSR approach combined with lab experiments, we were able to constantly test the artifact, validate requirements, analyze data, and modify the artifact to optimize it. This artifact is currently being tested and optimized.

In the experiment, the user had to evaluate different products among a list of products and select the best product. If their cognitive load level was classified as high, the interface adapted by removing products or recommending the best ones. After validating the EEG signals for each

subject and optimizing system design, we successfully collected data for 43 participants through 4 iterations of the artifact.

Using a DSR methodology, 4 iterations have been designed and evaluated. The artifact will be improved in further iterations to be usable in user experience research for web-design and eventually by the end user. Following the 10 contributions of neuroscience in information systems (IS) (Riedl & Léger, 2016; Brocke & al., 2013), this development of this artifact will contribute to IS research at 2 levels. The first is by concluding on guidelines for the development of future neuroadaptive interfaces. This will contribute to the literature by helping researchers in their own development of a similar artifact. The second contributes to practice by the creation of systems that assess the user's biological state to improve his overall performance. Empirically testing the use of this BCI will help companies build autoadaptive ecommerce interfaces.

## **2. Problem Identification**

Information overload is a phenomenon where the processing requirements of a task exceed the available information processing capacities (Eppler & Mengis, 2004). In this state, users are unable to process the information, given the limitations of human memory (Chen et al., 2009). Therefore, information overload can lead to poor decision making, decrease in performance accuracy and dysfunctional effects on users such as increased confusion and dissatisfaction with choice decisions (Jacoby et al., 1974; Jacoby et al., 1974; Malhotra, 1982).

In the context of e-commerce, evaluating different products and choosing the best one among many others can be a challenging task (Aljukhadar et al., 2012). With the rise of online shopping, users have a lot of new opportunities to find new products and often, they have access to much more information than what is normally available in an offline context. With hundreds of different products and a lot of variables to consider, users can find great products but can also experience information overload while trying to find the best product, and therefore might not be able to make the best decisions.

Many filters and recommendation algorithms are available on e-commerce websites to present the best products available to the user. These tools are great to help the users find the best products available to them, but users can still be subject to information overload in the process of taking their final decision. Since information overload is personal to the individual's memory limits, an adaptive website interface would be useful to present the user the adequate number of products and information. The user will be able to decide without being in a state of information overload. Therefore, the final product that is purchased might be better with the help of an e-commerce adaptive interface.

Finding the right tools to capture cognitive load without being intrusive is a challenging task. It is possible to measure cognitive load using different tools such as eye tracking (de Greef et al., 2009) or electroencephalography (EEG) (Antonenko et al., 2010) and by using other correlated measures such as heart rate (Meshkati, 1988), blood pressure, respiration (Veltman & Gaillard, 1998), blink rate (Tanaka & Yamaoka, 1993) or even error rate (van Orden, 2001).

Using pupillometry as a measure of cognitive load could be a valid method in a controlled environment but results could be invalid due to external elements such as brightness (Rozado & Dünser, 2015). In the context of the research, the user had to use his sight to complete the task and results could have been biased due to external factors (other than a high cognitive load) affecting the pupil dilation. Results of pupil dilatation as a single measure could thus have been inaccurate. Therefore, we decided to use (EEG) to capture the user's cognitive load since this tool has been used in previous studies to detect variations in cognitive load levels (Antonenko et al., 2010), EEG has a high temporal resolution, which is necessary for BCI (Van Gerven et al., 2009) and this tool was available in the research context.

In this experiment, the first step is to develop an artifact that can successfully adapt to help the users' decision making. After this artifact is successfully tested and validated, the next step would be to use other tools to measure information overload that would be available to a user such as eye tracking.

### **3. Requirements**

Generally, in DSR, requirements for the developed artifact are listed. The requirements detail what the developed artifact needs to be, to accomplish the defined goals. The development process is iterated until all the requirements are met (Baskerville et al., 2009).

As described by vom Brocke & Buddendick (2006), DSR usually consists of 6 stages. In the first stage, the business needs and requirements for the artifact are documented. After building an artifact and documenting the process is the phase of communication where knowledge can either be useful for other research or the results can lead to a need for another iteration because the requirements were not totally met or new requirements were needed and added during the development process. These leads to the following requirements:

Requirement 1 (R1): **Build an adaptive BCI using EEG classifications.** The system must use EEG cognitive load classification as input to adapt the interface or not and recommend specific products based on the classification.

Requirement 2 (R2): **Modifying or adding new functionalities must be possible.** The coding of the artifact should be flexible enough to add new functionalities to make it possible for new researchers to adapt the artifact.

Hevner (2007, p. 3) described the relevance circle as, “The relevance circle initiates design science research with an application context that not only provides the requirements for the research (e.g., the opportunity/problem to be addressed) as inputs but also defines acceptance criteria for the ultimate evaluation of the research results.” The requirements must address the problem to validate the developed artifact. Thus, acceptance criteria should also be defined to be able to truthfully measure the output of the artifact. In the case of this research, acceptance is separated in two main categories: user acceptance and data acceptance.

BCI are supposed to be useful and serve a specific purpose. The interface developed in this research is user-centred. It is supposed to help the user in his task. If the user rejects the interface, due to internal resistance, the interface may not be able to help the user make an optimal decision. To understand and predict the user's acceptance, we need to understand why the user accepts or rejects a system (Davis et al., 1989). To measure this, during the last phase of the experiment, the user had a choice whether he wanted to use the adaptive interface or not. With this decision and the user's explanation, understanding the user acceptance in the technology is possible.

Requirement 3 (R3): **The interface must be accepted by the users.** Most of the users doing the same task should use this technology to assist them.

Requirement 4 (R4): **The users must understand the interface.** Users should understand how the technology works and that it will help them.

Requirement 5 (R5): **The interface should allow questionnaires to be answered during usage.** To understand the user and his behaviour with the system, the usage of scales and questionnaires is mandatory.

The data used in a BCI system must be trusted. If one system does not work properly and leads to falsifying data, the system might not work as per the goals that it was developed to achieve. To have a successful artifact development, data acceptance must be achieved.

Requirement 6 (R6): **The entry data should be validated, cleaned, processed, and then classified before entering the interface.** Other tools exist to prepare the data before the data can be processed by the interface. To limit the system complexity and possible slowdown on the user side, the data should be ready to be read directly on the user interface.

Requirement 7 (R7): **Useful data must be saved during the experiment for further investigation and validation.** To understand the system and the user interaction, all the data

entering the interface and the user's output should be saved. This data must be analyzed to find any possible development mistakes.

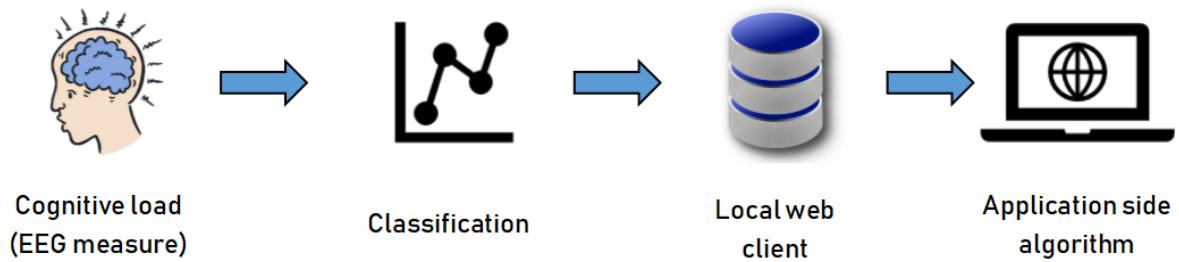
Requirement 8 (R8): **Errors must be logged.** In the eventuality of an error, an error handling and logging process must be developed.

Finally, the artifact itself must fill its purpose.

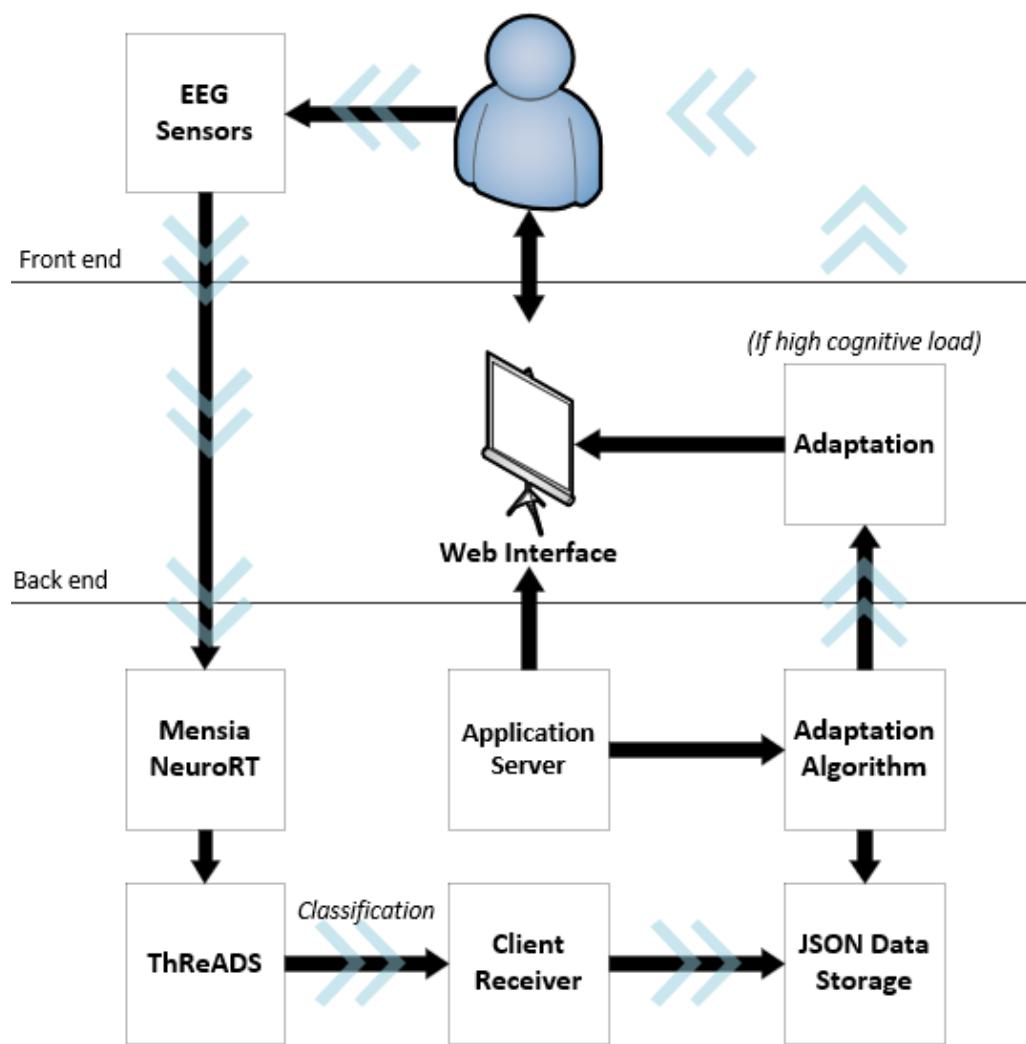
Requirement 9 (R9): **The adaptive interface must yield better results than without any adaptation.** If the adaptive interface does not help the user, there is no need to develop such an artifact.

## 4. Artifact

The goal of the artifact is to help the users by measuring their cognitive load level and reduce information overload to help them make better decisions. The developed artifact is a web interface that adapts according to the user's cognitive load. The artifact uses EEG brain signals to capture the user's cognitive load. These signals are then processed to be classified in different levels of cognitive load (Demazure et al., 2019). This classification is sent to a local server and the application server reads this classification in real time. Whenever a high cognitive load is experienced by the user, the application receives a high-level classification and adapts depending on the application side algorithm as seen in Figure 2. A user may experience high cognitive load and information overload many times. The artifact will monitor the users' state constantly until the task is over. The interactive flow between the system and the user is presented in Figure 3.



**Figure 2 Adaptation Process Overview of the Developed Artifact**



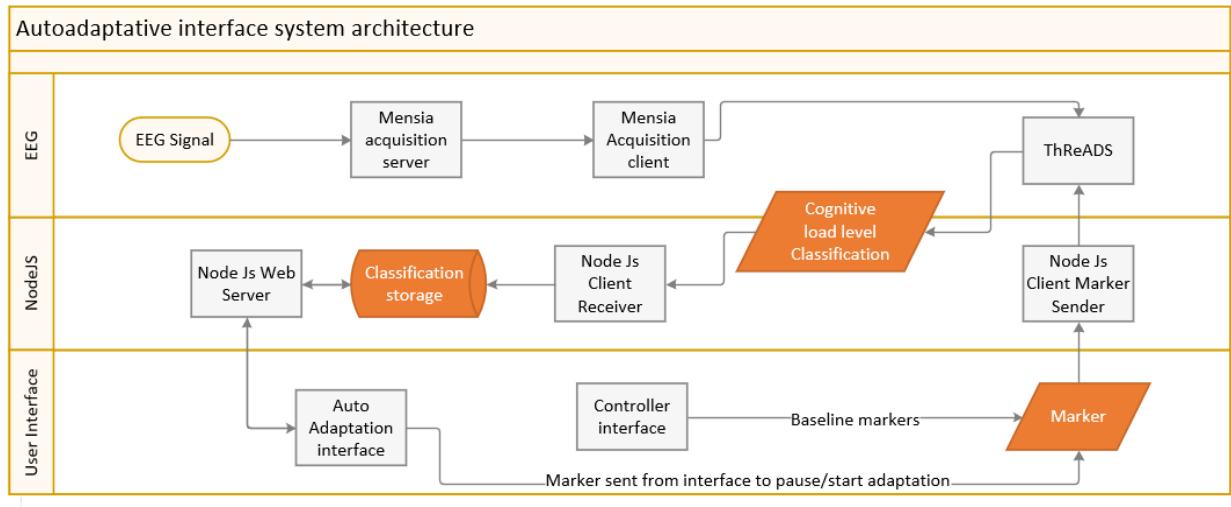
**Figure 3 The artifact interactive flow between the user and the system**

To classify cognitive load levels, we used the Threshold Reactive Adaptive Dynamic Spectrum (ThReADS) (Demazure et al., 2019; Karran et al., 2018). ThReADS classifies the EEG signals with personal adaptive thresholds. ThReADS is used to validate, clean, process, and then classify data before it enters the system which is what we need for this type of interface (R6). For BCI to be effective, it must adjust to the characteristics of each user and adapt to the short term and long-term changes (McFarland et al., 1997). In this case, the classification of cognitive load level was computed with EEG data in real time (See Figure 4). A users' cognitive load level varies over time. A low cognitive load level might be higher later when the users accumulate fatigue. Therefore, it is important to have dynamic thresholds that can change with time. Basic individual thresholds must be set using baseline tasks. Afterwards, this ThReADS will continue to monitor the users' signals and the thresholds will adapt according to the user's mental capacity.

The N-back test was used to calibrate each user's low and high cognitive load. In this test, the user must confirm whether the current stimulus is the same as the one that appeared n levels before. Since this test has been used extensively in working memory investigation (Owen et al., 2005), it was chosen in this experiment. N-Back 1 and N-Back 3 were used to calibrate the low and high cognitive threshold respectively (Owen et al., 2005; Cohen et al., 1997). The system classifies the user's cognitive load from 0 being very low, to 4 which is very high. After the baseline task was completed and the thresholds were calculated with ThReADS, the user was now ready to begin the experiment.

EEG signals are read on NeuroRT (Mensia, Rennes) Client at first to be processed and cleaned. Afterwards, a Mensia server sends TCP/IP sockets to ThReADS and the classification begins. A NodeJS local client was created to receive ThReADS classification and send markers to ThReADS. To communicate, TCP/IP sockets were exchanged between the NodeJS client and ThReADS. The NodeJS client was also used to control ThReADS settings. Markers are sent to start the baseline tasks, pause ThReADS, start ThReADS, etc. All the transmitted data is saved in a JSON file for later analysis and evaluation (R7, R8). The interface itself is a website that was developed with JavaScript, HTML, and CSS and built on a NodeJS web server. To have an interface read the data in the NodeJS client and be able to adapt without reloading the webpage,

the interface was coded using mostly jQuery AJAX methods. These methods allow the interface to communicate in real time with the system behind it, which is essential for an adaptive interface. As soon as the task starts, the interface reads the classification written in the JSON file every 0.5 second. The adaptation then takes place or not depending on the user's cognitive load level. The system architecture is modelled in Figure 4.



**Figure 4 The System Architecture of the Developed Artifact**

## 5. General Methodology

### 5.1 Methodology for the First 3 Iterations

There was a total of four iterations in the development of this interface. The first three were similar and focused on the core functioning of the system and the last one was designed to fit the user's needs (R3, R4). In the experiments, the users' task was to choose the best product, in this case laptops, among a list of products. During this task, if the user experienced a high cognitive load, the interface adapted by removing products from the list or by indicating that a product was not optimal.

Laptops were used in this experiment because it is a product that has numerous characteristics and hundreds of different brands and models are sold online. Therefore, users could possibly experience information overload when shopping online for a laptop (Aljukhadar et al., 2012).

Through the experiment, data is sent on a JSON file. This file contain information on the users' decisions during each trial such as the trial number, the rank of the chosen product in the list (1 being the best), the number of products in the trial, the number of products adapted, the current time, the time length of the trial, the answer given by the user and the best answer.

A time limit was given to the user and if he timed out, the trial was considered as failed. There were 3 blocks of trials in the experiments. In one block, users received help from the system if they reached a cognitive level that surpassed their high cognitive load threshold. Another block was non-adaptive, wherein the interface did not assist the users in their tasks. The order of these blocks was randomized. The last block was only used in the first three iterations. For this last block of trials, the user was given the choice whether he/she wanted to receive help from the system.

There was a total of 39 trials in the first three iterations. There were 15 trials with the adaptive interface. The user had 5 trials of 5 products to choose from, 5 trials of 10 products and 5 trials of 15 products. There was also 15 trials with the non-adaptive interface. The repartition was the same: 5 trials of 5 products, 5 trials of 10 products and 5 trials 15 products. For the last 9 trials, the user had the choice whether he wanted to use the adaptive interface or not. There were 3 trials of 5 products, 3 trials of 10 products and 3 trials of 15 products. Participants had a time limit of 30 seconds in the first iteration and this limit was increased to 45 seconds in the 2nd iteration and 60 seconds in the third.

An attribute importance graph with values (from 1 to 5) was displayed on the web interface and participants had to take in consideration the fictional user preferences in the graph when finding the best product. For example, if the user preferences were a lightweight laptop with a long battery life, the participant had to find the best laptop in the list taking in consideration these criteria.

The TOPSIS (Technique for Order Preferences by Similarities) method was used to calculate a score for the different products based on the user attributes. This method was introduced by Hwang and Woon (1981). The score is based on 2 principles whereas the chosen choice should have the shortest distance from the positive ideal choice and the largest distance from negative ideal

solution (Hwang and Woon, 1981). This method is used to solve multi-criteria decision making (MCDM) choosing the best alternative among a finite set of decision alternatives that possibly have conflicting criteria (Roszkowska, 2011). The usage of this method was appropriate in this context because all the product attributes were considered to impact the final score and define the best products. To make a good decision, the user had to take in consideration all the attributes, making the task considerably harder.

The users had to complete questionnaires after each block (R5). These subjective answers gave us insight on the interface (R3, R4). As information overload can confuse users and increase uncertainty of their final decisions (Jacoby et al., 1974; Jacoby et al., 1974; Malhotra, 1982), scales were used to measure the level of certainty, confusion, and satisfaction (Jacoby et al., 1974) (Appendix 1, Q1) in the selected products after each block. This way, we had data to compare the adaptive and non-adaptive system and see if the adaptive system had a positive impact on the users.

## **5.2 Modification in 4th Iteration Methodology**

Many changes were applied in the 4th iteration. There were a total of 8 trials: 3 adaptive trials where the user had to choose the best product among 6 choices, 3 adaptive trials of 24 products, 1 non-adaptive trial of 6 products, and one non-adaptive trial of 24 products which were randomized. Also, the participant had 4 practice trials (adaptive and non-adaptive) so that they would be ready when starting the experiment. The participant had 3 minutes to answer. Users also had to answer a questionnaire after each trial. Those changes were made to keep the whole experiment shorter and to eliminate the fatigue bias.

Another change was that at the beginning of the experiment, users were asked to write down their own laptop attributes preferences. Before this iteration, the users' preferences were not measured since participants were choosing products for someone else with predefined preferences. Those preferences were inputted in the system and the user then had to choose the best product according to their own preferences. A small description of the attribute was also given to help users who had less expertise with laptop components. We made this change because we thought users would be

more motivated to choose a product if it were for themselves. To calculate the score of the product based on the preferences of the participant, the Simple Additive Weighting (SAW) method was used. The change was made from TOPSIS to SAW because this method is simpler and one of the most-used multi-attribute decision techniques (Adriyendi, 2019). Since the system was going to calculate scores, we needed a simple method that required less calculation. SAW was a good alternative and it was implemented in the system.

### **5.3 Tools and Participants**

There was a total of 12 participants in the first three iterations (four in each iteration) and 31 in the 4th iteration. The participants were students recruited from our institution subject panel. Participants had to be 18 years old or older, be able to work at a computer without glasses, could not have had laser eye surgery and could not have any psychiatric or neurological diagnostics.

The main tools that were used during the experiment were EEG (BrainVision), eye tracking (Tobii Studio), and face reader (Face Reader 6) to analyze variations of emotions during the experiment. The tool had to be calibrated before the experiment with Tobii Studio, which was also used to control the experiment process. With Tobii Studio, users could move to another screen without any assistance.

The experiment itself was about one hour: 15 minutes to complete the baseline tasks and up to 45 minutes for the product selection tasks. Installing the EEG equipment, calibrating the tools, preparing the tools, and validating the EEG signals took about 40 minutes. In total, the preparation and experiment took about one hour, and forty minutes and the participant were offered 40\$ as compensation for his/her participation.

## 6. Iteration Design and Results

### 6.1 First Iteration: Testing the Global Design Idea

The first iteration purpose was to get users to test the interface and identify major flaws. We observed how participants reacted to the interface and the adaptation system during the experiment. We also compared the results between the adaptive and non-adaptive interfaces and analyzed the participants' answers in the questionnaires that they had to answer after each block. After the experiment, we asked participants what justified their choice to adapt or not during the 3rd block, but we did not consider their results in this block for the analysis. The design was finalized after major testing and validation that all the different systems (EEG cap, ThReADS, NodeJS client, web server) could run together without any issues.

The interface adapted if ThReADS classified the input signal into Level 3 or 4 twice within the last 5 seconds. Since one classification is read every 0.5 second, if 2 classifications of Level 3 or 4 were read in the last 5 seconds, the interface adapted. Participants had a time limit of 30 seconds per trial and to submit an answer, the user had to write down the product ID associated with the computer in an input box. The number of classifications needed to adapt in a time frame was exploratory. We did not have any literature to consider when setting those parameters, so we tested different numbers and analyzed the results. To adapt, the interface removed the worst product choice from the remaining products in the list. The adaptation is pictured in Figure 5.

Product ID	Screen Size (Inches)	RAM (GB)	Price (\$)	SSD Memory (GB)	Battery (hours)	Average Score	CPU (GHz)	Weight (kg)
21	13	34	600	64	12	5	2.1	1.79
22	11.3	8	800	64	4	4	3	1.79
23	12	16	550	256	10	6	2.1	2.2
24	12.5	12	600	256	8	4	1.6	1.79
25	12	6	600	256	12	3	1.6	0.91
26	12.5	8	650	64	8	3	1.2	1.2
27	12	64	600	256	10	7	2.6	1.2
28	13	12	700	256	6	3	1.2	0.91
29	12	12	650	128	14	5	2.1	1.79
30	12.5	6	550	32	4	4	2.1	0.69

Product ID	Screen Size (Inches)	RAM (GB)	Price (\$)	SSD Memory (GB)	Battery (hours)	Average Score	CPU (GHz)	Weight (kg)
21	13	34	600	64	12	5	2.1	1.79
23	12	16	550	256	10	6	2.1	2.2
24	12.5	12	600	256	8	4	1.6	1.79
25	12	6	600	256	12	3	1.6	0.91
26	12.5	8	650	64	8	3	1.2	1.2
27	12	64	600	256	10	7	2.6	1.2
28	13	12	700	256	6	3	1.2	0.91
29	12	12	650	128	14	5	2.1	1.79
30	12.5	6	550	32	4	4	2.1	0.69

**Figure 5 The design of the user interface in the first iteration.**

*The first table is the non-adapted and the second shows the view of the table after one adaptation. The table presents 10 laptops with different attributes and the adaptation removes the worst product from the list.*

We compared the average rank of the product chosen in the adaptive and non-adaptive interface for 5, 10, and 15 products. The difference between non-adaptive and adaptive interface results was 0.35 for 5 products, 0.1 for 10 products and 1 for 15 products. These averages suggest that the users generally chose a product with a better rank with the adaptive interface.

The average satisfaction score of the users in the first iteration was 6 in the non-adaptive interface compared to 4.75 in the adaptive (1 very dissatisfied, 7 very satisfied). Therefore, users were more satisfied with the non-adaptive interface. As for users' decision confusion, users had an average score of 2.25 in the non-adaptive interface compared to 4.25 in the adaptive interface (1 not confused at all, 7 very confused) meaning they were more confused while using the adaptive interface. As for their decision certainty, users seemed more certain of their results with an average score of 5.5 in the non-adaptive interface compared to 4.5 with the adaptive interface (1 very uncertain, 7 very certain) (Table 5).

These results suggest that even if the interface helps the user make better decisions, the current design did not satisfy them (Table 2), it confused them and left them uncertain with their decision. Some participants mentioned that they felt like they were competing against the system and they did not really feel like it helped them. With only 30 seconds to answer and not much time between

consecutive adaptations, the interface often adapted (Table 2). The user could possibly choose a product and just before submitting his answer, the interface could have deleted the selected product. Thus, the results of the self-reported three measures had to be improved for the user to accept using the adaptive interface.

### **First iteration results**

<b>Number of products</b>	<b>Average number of adaptations</b>	<b>Average rank - Adaptive trial</b>	<b>Average rank - Non-adaptive trial</b>
15	1.80	1.53	1.80
10	3.65	1.85	2.00
5	4.40	2.00	2.40

**Tableau 2 Summary of the results of the 4 participants in the first iteration**

## **6.2 Second Iteration: User Acceptance in the Adaptation**

Before initiating the design of the 2<sup>nd</sup> iteration, most of the flaws in the system were apparent. The interface had to be designed in a way that really helped the user without interfering with their decision-making process. All the changes that were made had to improve the 3 measures (satisfaction, confusion, certainty).

The most important modification was the adaptation method. Instead of completely removing a product from the list, we added a new column in the table and the system added an X in the column next to the worst products when there was an adaptation, as seen in Figure 6. The reason for this change was to suggest the best product to the user, in a way that does not interfere with their decision-making process. This way, the user could take any decision he/she wanted, even if it is not the best and he would have a better control of the system.

Product ID	Bad Choice	Screen Size (Inches)	RAM (GB)	Price (\$)	SSD Memory (GB)	Battery (hours)	Screen Resolution (px)	CPU Speed (GHz)	Weight (kg)
46		11.6	16	650	256	14	1440	3	1.2
47		12.5	64	650	128	12	1600	3.4	0.69
48		12	32	550	256	10	1600	4.4	1.79
49		11.3	6	500	64	4	1360	1.2	2.2
50		11.3	32	700	64	4	1360	2.1	2.2
51		12	64	600	256	14	1360	3	0.91
52		12.5	12	600	128	14	900	2.1	0.91
53		11.3	32	550	8	10	1440	1.6	1.79
54		12	34	700	512	12	1360	4.4	2.8
55		11.6	8	800	128	12	900	2.6	0.91

Product ID	Bad Choice	Screen Size (Inches)	RAM (GB)	Price (\$)	SSD Memory (GB)	Battery (hours)	Screen Resolution (px)	CPU Speed (GHz)	Weight (kg)
46		11.6	16	650	256	14	1440	3	1.2
47		12.5	64	650	128	12	1600	3.4	0.69
48		12	32	550	256	10	1600	4.4	1.79
49		11.3	6	500	64	4	1360	1.2	2.2
50	X	11.3	32	700	64	4	1360	2.1	2.2
51		12	64	600	256	14	1360	3	0.91
52		12.5	12	600	128	14	900	2.1	0.91
53		11.3	32	550	8	10	1440	1.6	1.79
54	X	12	34	700	512	12	1360	4.4	2.8
55	X	11.6	8	800	128	12	900	2.6	0.91

**Figure 6 Design of the user interface in the second iteration.**

The first table is the non-adapted and the second shows the view of the table after one adaptation. The adaptation added an X for 25% of the worst products in the 2<sup>nd</sup> column of the matrix.

For increased user satisfaction and certainty, we made the following changes. We added a timer on the screen and raised the time limit to 45 seconds. This way, users would have more time to decide and would be aware of the time they have left. A delay of 5 seconds was added before adaptations could begin in any trial to ensure there was no carry-over effect from the previous trials. A delay of 5 seconds was added between two consecutive adaptations to ensure that the user was given enough time before the interface could remove a product option. Finally, the adaptation algorithm was changed to the following formula:

$Round(x) = n \times 0.25$  where x is the number of adaptations and n the number of products displayed on the screen.

With this algorithm, the number of products taken off the list is proportionate to the number of products currently on the list. In the first iteration, reducing a product list from 15 products to 11 would take 4 adaptations and the user could be in a high cognitive load level for a long time. This new algorithm adapts directly from 15 to 11, depending on the initial “n”, that is the number of products in the list before each adaptation. This adaptation algorithm makes it easier for the user to have the optimal number of products presented to him/her to decide without inducing a state of information overload.

Following the second data collection, the average rank of choice taken by participants was quite surprising. The difference of rank between the non-adaptive interface and the adaptive interface was 0.2 for 5 products, 0 for 10 products, and -2.45 for 15 products (Table 3). Those results suggest that the adaptive system made the user take the worst product than if they did not receive any assistance from the interface. Since the number of participants was only 4, any extreme results from even one participant could skew the results. In this case, one participant timed out a few times with the adaptive interface, so the system gave her a rank of 5,10 or 15 (i.e., the last rank depending on the total number of products in the displayed product list) each time. Without considering this participant, the difference of score for 5, 10 and 15 products respectively were 0.35, 0.15 and 0.35. These results still point to a better score with an adaptive interface.

## Second iteration results

Number of products	Average number of adaptations	Average rank - Adaptive trial	Average rank - Non-adaptive trial
15	6.10	4.40	1.95
10	4.20	1.80	1.80
5	2.05	1.60	1.80

Tableau 3 Summary of the results of the 4 participants in the second iteration.

The goal of this iteration was to improve the three scores of satisfaction, certainty, and confusion. The difference between the average score of satisfaction for the non-adaptive and adaptive interface was -0.42 meaning users were slightly more satisfied with the adaptive interface. The score for the same comparison with certainty was -0.17, meaning users were a bit more certain in their answers with the adaptive interface. For confusion, the difference was 0.17, meaning users were more confused with the non-adaptive interface. These results were much better than the last iteration (Table 5). The modifications made in this iteration made quite a difference in the user's experience. For an adaptive system of this kind to be accepted by users, it has to be simple to use, the adaptation process has to be understood by the users (R4) and the adaptation has to be delivered without interfering with the user's decision-making process.

## 6.3 Third Iteration: Optimizing the Current Artifact

The third iteration was important to optimize the effect of the adaptive interface on the user performance and fit our requirements. The goal was to upgrade the interface to help the user make a better decision with the adaptive interface while ensuring that their subjective states were satisfactory.

The time limit was raised to 60 seconds per trial. A few participants in the previous trials experienced a shortage of time in the adaptive as well as non-adaptive interfaces. Past literature has used varying levels of time manipulations for inducing information overload. Lee & Lee (2004) allocated 2 minutes to participants to view and select a suitable product, Chen & al (2009)

allocated 15 minutes and Sénecal & al. (2018) used 20 seconds. Literature is very inconsistent regarding the amount of time allocation in the context of information overload. Hence, we used an iterative approach and increased from 30 seconds to 45 second and finally 60 seconds. After this iteration, 60 seconds seemed to be the right amount of time since the system still induced high cognitive load levels to its users but most of them were able to choose a product before the end of the timer.

In the last 10 seconds, a notification appeared under the matrix saying that it was time to pick a product and no more help will be given from the interface. No adaptation was made in the last 10 seconds to give the chance to the user to pick a choice without having it removed from their consideration right before submitting the answer.

A few user interface upgrades were also added to make the interface easier to work with (R4). Instead of writing the product ID in an input box and clicking on ‘submit’, the possibility to click directly on the product ID in the matrix and press enter was added. A highlight was also added when you hover an ID in the table to give a visual cue to the user of what product they are choosing.

Results of this last data collection suggest that users chose better products with the adaptive interface. The difference between the non-adaptive and adaptive interfaces’ average rank of products chosen in the list of 5, 10 and 15 products respectively are of 0.45, 0.45 and 0.2 (Table 4). In this third iteration, the adaptive interface usually helped the user choose a better product (R9). For satisfaction, certainty and confusion, the difference between the score of non-adaptive and adaptive interfaces are 0.17, -0.33, -0.25. Those results suggest that users were less satisfied, more certain, and more confused with the adaptive system compared to the non-adaptive interface. The difference between the score is small and improvement must be made to have a good adaptive system (R3, R4). The summarized results for the three measures are presented in table 5.

### Third iteration results

Number of products	Average number of adaptations	Average rank - Adaptive trial	Average rank - Non-adaptive trial
15	3.50	1.75	1.95
10	3.80	1.55	1.80
5	2.15	1.30	1.75

Tableau 4 Summary of the results of the 4 participants in the third iteration.

### Certainty, satisfaction and confusion results

	Certainty		Satisfaction		Confusion	
	adapt	non-adapt	adapt	non-adapt	adapt	non-adapt
1st iteration	4.5	5.5	4.75	6	4.25	2.25
2nd iteration	4.67	4.50	4.75	4.33	3.92	4.17
3rd iteration	5.58	5.25	5.92	6.08	3.33	3.08

Tableau 5 Summary of the certainty, satisfaction, and confusion scores of the users in the first three iterations.

## 6.4 Fourth Iteration: New Recommendation System

The first three iterations were built and configured within weeks of each other. The development of the fourth iteration started a few months after the third but data collection only started after 6 months. In the meantime, we analyzed the main issues with the system, tested different adaptation methods and parameters and determined how they could be fixed. The main difference in this new iteration was that participants were picking the best product for themselves instead of choosing the best product for a fictional user. We also decided to change the adaptation method. The interface only adapted once per trial and the adaptation added a recommendation label next to the best products for the users' preferences (Figure 7), 2 labels in the 6-products trials and 5 labels in the 24 products trials. There were three different labels: Best products recommended by PC Mag, Best products based on similar consumers, and Best products based on your system preferences that were submitted previously. Even if the labels were different, the recommendations were still the same. The label used was randomized in every trial. Usually, when a user shops for a product, a system potentially recommends products but rarely removes products. Using this new recommendation design makes this experiment closer to a realistic e-commerce interaction. The differences of design are presented in Table 6.

ID Produit	Taille de l'écran (pouces)	RAM (GB)	Prix (\$)	Mémoire SSD (GB)	Batterie (heures)	Résolution de l'écran (px)	Vitesse du processeur (GHz)	Poids (kg)	Recommendations
37	12	32	1250	256	8	1440	2.1	2.2	
38	12	16	950	128	8	1600	4.4	1.2	
39	13.5	8	1100	64	10	1080	3	1.2	
40	11.6	34	1100	32	10	1440	3.4	2.2	
41	13.5	16	1400	128	6	1080	2.6	2.2	
42	12.5	12	1550	256	6	1360	4.4	2.8	

ID Produit	Taille de l'écran (pouces)	RAM (GB)	Prix (\$)	Mémoire SSD (GB)	Batterie (heures)	Résolution de l'écran (px)	Vitesse du processeur (GHz)	Poids (kg)	Recommendations
37	12	32	1250	256	8	1440	2.1	2.2	Meilleur produit recommandé par le système selon votre profil
38	12	16	950	128	8	1600	4.4	1.2	Meilleur produit recommandé par le système selon votre profil
39	13.5	8	1100	64	10	1080	3	1.2	
40	11.6	34	1100	32	10	1440	3.4	2.2	
41	13.5	16	1400	128	6	1080	2.6	2.2	
42	12.5	12	1550	256	6	1360	4.4	2.8	

**Figure 7 Design of the user interface in the fourth iteration.**

The matrix adapts by adding a recommendation label next to the product that would be the best according to the user's preferences.

#### Differences between iterations

Number of products	Maximum time allowed (sec)	Minimum time between adaptation (sec)	Adaptation technique
1st iteration	30	1	Removing option (figure 3)
2nd iteration	45	5	Adding a X to the product (figure 4)
3rd iteration	60	5	Adding a X to the product (figure 4)
4th iteration	180	Only one adaptation	Adding recommendation labels (figure 5)

**Tableau 6 Differences of design between the four iterations**

The adaptations also seemed to be too frequent and fast in the previous iterations. By analyzing the data, we realized that participants had long sequences of high or very high cognitive load (classification of 3 and 4) which means they stayed in that state a few seconds. We then decided to raise the number of high classifications received to adapt. The user now had to have over 14 measures of cognitive load classification of 3 or 4 out of 20 measures in a 10 second interval to adapt. This combination was decided by testing multiple numbers of high classification and time intervals before data collection. No adaptation was made in the first 10 seconds to allow the user to adapt to the task. No adaptation was also made in the last 10 seconds to let the user choose a product without discriminating against it at the last moment.

The participant had new questionnaires to answer in this iteration. The subjective states questionnaire (Jacoby et al., 1974) to compute scores for confusion, certainty and satisfaction was modified to fit with the current experiment model where they were choosing products for themselves instead for others (Appendix 1, Q3). New questionnaires were also used to calculate score for choice overload (Diehl & Poynor. 2010) (Appendix 1, Q2) and product expertise (Appendix 1, Q4).

The global results do not suggest that the autoadaptive system really helped users. The average rank for non-adaptive trials was 2.00 versus 2.34 for adaptive trials. On average, users had better results in the non-adaptive trials. Another factor to consider is if the interface adapted in the adaptive trials. 124 trials out of the 183 adaptive trials adapted. The difference between the 2 types of trials is small, 2.38 vs 2.32 for adaptive trials.

The average score for certainty was 4.85 for non-adaptive trials and 4.82 for adaptive trials. The difference is also small for satisfaction with a score of 5.79 versus 5.62 for adaptive trials. The biggest difference in score is linked to the choice overload score. Users seemed to be experiencing more choice overload while using the adaptive interface with scores of 3.09 and 3.49.

However, we were able to find other interesting results. There is a significant difference in the trial time for those who adapted and the others who did not if we only take in consideration adaptive trials of 24 products. The average trial time that did not adapt is 52.89 seconds and the average time for those who adapted is 77.35 seconds ( $p=0.009$ ). Even if there is no significant difference in the rank between trial that adapted and those who did not, there seems to be a relation between the time the user takes to answer and his rank. Using a linear regression model with the rank of choice in each trial and the delay in seconds between the adaptation and the submission of the answer, a marginal relationship ( $B = -0.009$ ,  $p = 0.067$ ) was found. For every second user takes after the interface adapted before submitting, the rank gets down an average of 0.009. This would mean that if the user waited 111 seconds before answering after an adaptation, he could expect the product he chooses to be, on average 1 product closer to the best one. This result is interesting to

consider for the next iterations. How can we encourage the user to take more time to answer to help him find a better product? Finding a way to delay the decision moment could possibly be a way to yield better results.

## 7. Discussion

Through the iterations, the artifact got closer to meeting its requirements to be totally usable in an e-commerce web designer research context. Users' resistance to adaptation was not expected at the beginning of the experiment. The adaptation method was modified after a few participants to make the system helpful without intruding the user task and adding unwanted confusion. Overall, in the first three iterations, the results using the adaptive interface were better than the non-adaptive interface. The fourth iteration was developed to enhance these results even further but failed with the current design. We believe that the system's assistance can be further enhanced. In the next iterations, the performance of the adaptive interface is expected to be better than the last four iterations. Requirements were mostly met for the development of the interface. The requirements which will require the most attention for the next iteration are R3, if there is a better user acceptance of the interface, this might lead to better trust in the system and better results, and R9 since the interface is not useful if it doesn't yield better results. The status of each requirement is described in Table 7.

Requirement 1: Build an adaptive BCI using EEG classifications	The system was successfully built using EEG measures and classification.
Requirement 2 (R2): Modifying or adding new functionalities must be possible.	The code is well documented and flexible enough to modify and add new functionalities.
Requirement 3 (R3): The interface must be accepted by the users.	Satisfaction and certainty scores are similar with both interfaces. Therefore, the latest adaptation technique (adding labels) seems to be accepted.
Requirement 4 (R4): The users must understand the interface.	Confusion was an issue in the first iteration and newer iteration seems to be easier to understand.
Requirement 5 (R5): The interface should allow questionnaires to be answered during usage.	This requirement was met initially.

Requirement 6 (R6): The entry data should be validated, cleaned, processed, and then classified before entering the interface.	Clean data is classified before being used by the interface.
Requirement 7 (R7): Useful data must be saved during the experiment for further investigation and validation.	Data is saved in JSON file during each experiment.
Requirement 8 (R8): Errors must be logged.	Errors are logged in a JSON file during each experiment.
Requirement 9 (R9): The adaptive interface must yield better results than without any adaptation.	There is no significant difference between the two interfaces. This requirement is not met, and future iterations should focus on achieving a better score with the adaptive interface.

**Tableau 7 Requirements status**

To develop such a system, using an iterative method was helpful. A few system characteristics had to be tested and were changed through iterations based on results and our own conclusions. In an e-commerce BCI, often the main goal is to study the user and not directly give information to the user with the intent to buy a product or to help him. The goal of the BCI could possibly be to earn behavioural user data and advertise products the user is likely to buy. In this context, users' subjective experience with the interface needs to be enhanced. Consumer trust levels are likely to be influenced by the e-commerce website and perceived quality is linked to trustworthiness towards e-commerce (Corbitt et al., 2003). E-commerce BCI should be used in a way that helps users without influencing their trust negatively or decreasing the perceived quality of the website.

This artifact is not only limited to e-commerce but can also be used in many contexts. The whole system classifies cognitive load measures, but the application could be different. Any application could be built with the system and adapt based on the classification. An example would be to find the best interface for a business interface to boost employee's productivity. Using this system, the employee state would be monitored, and many interfaces of an application could be tested to find which interface keeps the employee in a productive mental state without experiencing information overload. This system could also be used in publicity, education or even the medical field. The

application and the back-end system are two separate entities. Replacing the application is simple and could be used in many ways.

## 8. Limitations and Future Work

At the end of the third iteration, our hypothesis was that a participant might be more engaged to pick the best product for himself rather than someone else and building a personalized system would increase his/her engagement with the task and acceptance of the adaptation interface (R3). The results of the fourth did not confirm this hypothesis and other modifications and improvements would have to be applied to reach our requirements. We did find interesting results as for the rank of the chosen product and the time after the adaptation. By finding a way to incite users to take their time to answer after the adaptation, the results might be better with the adaptive trials.

Other tools to capture cognitive load will also be tested to control an autoadaptive interface. The artifact at its current state uses EEG equipment which is primarily only available in a research context. To extend the usage of this artifact, other tools to monitor cognitive load such as pupillometry could be studied to create a system that could potentially be used in a typical e-commerce shopping context.

High cognitive load can occur when a participant uses a product comparison matrix, but it can also occur when performing other tasks on websites, e.g. reading product information, etc. Thus, autoadaptation using the same BCI system could trigger other events such as live chat to help consumers reduce their cognitive load by having a customer service employee helping them in real time. The framework built with this artifact can be used in many different contexts. Simply by connecting a new interface with the same system, a cognitive load input can be read, and adaptation can be made accordingly.

Adaptive technologies can be used by many people. Accessibility technologies can not only be used by people with disabilities, but also by people having other issues such as difficulties to read or use a keyboard (Hanson et al., 2005). In a typical e-commerce context where a user shops for a

product, having a website accessible by a majority with some form of user adaptation could give access to new user tools that they could not be used efficiently before. Supporting this website with a BCI similar to the artifact created could adapt the website in real time. Many users could have access to new opportunities.

## Conclusion

Building a neuroadaptive system is great using a design science research method. Such systems are innovative, and their development needs to be documented to help further research. The goal of the developed artifact was to help users take better decisions in an e-commerce setting. A lot of data was collected. In the first three iterations, participants generally chose better products with an adaptive interface compared to a non-adaptive interface. The fourth iteration did not yield the desired outcome, but this is part of the iterative design and knowledge is acquired through every iteration.

Even if an interface helps users find better products, it does not mean the user will accept the interface. Thus, it is possible to create an autoadaptive interface that adapts in real time based on BCI recordings, the interface simply must be well tested in a given context to make sure the adaptation is accepted by the final users and really helps them. In a lot of cases the adaptation might not be necessary and finding when the adaptation is needed is a big challenge. The system still must be improved and tested on a larger scale before being used in other contexts.

## References

- Abdulkader S, Atia A, Sami M (2015). Brain computer interfacing: Applications and challenges. Egyptian Informatics Journal 16(2) 213-230.
- Adriyendi, M. (2019). Multi-attribute decision making using simple additive weighting and weighted product in food choice.
- Aljukhadar, M., Senecal, S., & Daoust, C. E. (2012). Using recommendation agents to cope with information overload. International Journal of Electronic Commerce, 17(2), 41-70.
- Antonenko, P., Paas, F., Grabner, R., van Gog, T (2010). Using electroencephalography to measure cognitive load. Educational Psychology Review, 22(4) 425-438.
- Baskerville, R., Pries-Heje, J., & Venable, J. (2009, May). Soft design science methodology. In Proceedings of the 4th international conference on design science research in information systems and technology (pp. 1-11).
- Chen, Y.-C., R.-A. Shang and C.-Y. Kao (2009). The effects of information overload on consumers' subjective state towards buying decision in the internet shopping environment. Electronic Commerce Research and Applications 8(1): 48-58.

Cohen, J. D., Perlstein, W. M., Braver, T. S., Nystrom, L. E., Noll, D. C., Jonides, J., & Smith, E. E. (1997). Temporal dynamics of brain activation during a working memory task. *Nature*, 386(6625), 604-608.

Corbitt, B. J., Thanasankit, T., & Yi, H. (2003). Trust and e-commerce: a study of consumer perceptions. *Electronic commerce research and applications*, 2(3), 203-215.

Davis, F. D., Bagozzi, R. P., Warshaw, P. R (1989). User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. *Management service*, 35(8) 903-1028.

de Greef, T., Lafeber, H., van Oostendorp, H., & Lindenberg, J. (2009, July). Eye movement as indicators of mental workload to trigger adaptive automation. In International Conference on Foundations of Augmented Cognition (pp. 219-228). Springer Berlin Heidelberg.

Diehl, K., & Poynor, C. (2010). Great expectations?! Assortment size, expectations, and satisfaction. *Journal of Marketing Research*, 47(2), 312-322.

Demazure, T., Karran, A., Labonté-LeMoigne, É., Léger, P. M., Sénécal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Sustained attention in a monitoring task: Towards a neuroadaptative enterprise system interface. In *Information Systems and Neuroscience* (pp. 125-132). Springer, Cham.

Eppler, M. J. and J. Mengis (2004). The concept of information overload: A review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines. *The information society* 20(5): 325-344.

Geeta, N., & Gavas, R. D. (2014). Product Market Evaluation in E-Commerce using Brain-Computer Interface Technology." In National Conference Proceedings E-Commerce: Opportunities and Challenges, 25th and 26th April.

Hanson, V. L., Brezin, J. P., Crayne, S., Keates, S., Kjeldsen, R., Richards, J. T., & Trewin, S (2005). Improving Web accessibility through an enhanced open-source browser." *IBM Systems Journal*, 44(3), 573-588.

Hevner, A. R. (2007). A three cycle view of design science research. *Scandinavian journal of information systems*, 19(2), 4.

Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS quarterly*, 75-105.

Hill, N. J., Lal, T. N., Schroder, M., Hinterberger, T., Wilhelm, B., Nijboer, F., & Kubler, A. (2006). Classifying EEG and ECoG signals without subject training for fast BCI implementation: comparison of non paralyzed and completely paralyzed subjects. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 14(2), 183-186.

Hong, K. S., Naseer, N., & Kim, Y. H. (2015). Classification of prefrontal and motor cortex signals for three-class fNIRS-BCI. *Neuroscience letters*, 587, 87-92.

Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). Methods for multiple attribute decision making. In *Multiple attribute decision making* (pp. 58-191). Springer, Berlin, Heidelberg.

Jacoby, J., D. E. Speller and C. K. Berning (1974). Brand choice behaviour as a function of information load: Replication and extension. *Journal of consumer research* 1(1): 33-42.

Jacoby, J., D. E. Speller and C. A. Kohn (1974). Brand choice behaviour as a function of information load. *Journal of marketing research* 11(1): 63-69.

Karran, A. J., Demazure, T., Leger, P. M., Labonte-LeMoigne, E., Senecal, S., Fredette, M., & Babin, G. (2019). Towards a hybrid passive BCI for the modulation of sustained attention using EEG and fNIRS. *Frontiers in human neuroscience*, 13, 393.

Lee, B. K., Lee, W. N (2004). The effect of information overload on consumer choice quality in an on-line environment. *Psychology & Marketing*, 21(3), 159-183.

Levy, S., Facebook's Latest Purchase Gets Inside Users' Heads—Literally, in *Wired*. 2019.

Leuthardt, E. C., Schalk, G., Wolpaw, J.R., Ojemann, J. G., Moran, D. W (2004). A brain-computer interface using electrocorticographic signals in humans. *Journal of Neural Engineering*, 1(2) 63-71.

March, S. T., and Smith, G (1995). Design and Natural Science Research on Information Technology. *Decision Support Systems* 15(4) 251-266

Malhotra, N. K. (1982). Information load and consumer decision making. *Journal of consumer research* 8(4): 419-430.

McFarland, D. J., Lefkowicz, A. T., & Wolpaw, J. R. (1997). Design and operation of an EEG-based brain-computer interface with digital signal processing technology. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 29(3), 337-345.

Meshkati, N. (1988). Heart rate variability and mental workload assessment. *Advances in psychology*, 52, 101-115.

Owen, A. M., K. M. McMillan, A. R. Laird and E. Bullmore (2005). N-back working memory paradigm: A meta-analysis of normative functional neuroimaging studies. *Human brain mapping* 25(1): 46-59.

Riedl, R., Banker, R. D., Benbasat, I., Davis, F. D., Dennis, A. R., Dimoka, A., & Müller-Putz, G. (2010). On the foundations of NeuroIS: reflections on the Gmunden Retreat 2009. *Communications of the Association for Information Systems*, 27(1), 15.

Riedl, R., & Léger, P. M. (2016). Fundamentals of NeuroIS. Studies in Neuroscience, Psychology and Behavioral Economics. Springer, Berlin, Heidelberg.

Roszkowska, E. (2011). Multi-criteria decision making models by applying the TOPSIS method to crisp and interval data. Multiple Criteria Decision Making/University of Economics in Katowice, 6, 200-230.

Rozado, D., & Dünser, A (2015). Combining EEG with pupillometry to improve cognitive workload detection. Computer, 48(10), 18-25.

Schalk, S., McFarland, D. J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., Wolpaw, J.R (2004). BCI2000: A General-Purpose Brain-Computer Interface (BCI) System” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51(6) 1034-1043.

Sénécal, S., Léger, P. M., Riedl, R., & Davis, F. D (2018). How Product Decision Characteristics Interact to Influence Cognitive Load: An Exploratory Study. In Information Systems and Neuroscience (pp. 55-63). Springer, Cham.

Tanaka, Y., & Yamaoka, K. (1993). Blink activity and task difficulty. Perceptual and motor skills. 77(1), 55-66.

Van Gerven, M., Farquhar, J., Schaefer, R., Vlek, R., Geuze, J., Nijholt, A., & Desain, P. (2009). The brain–computer interface cycle. Journal of neural engineering, 6(4), 041001.

Veltman, J. A., & Gaillard, A. W. K. (1998). Physiological workload reactions to increasing levels of task difficulty. *Ergonomics*, 41(5), 656-669.

vom Brocke, J., Buddendick, C. (2006) Reusable Comptual Models Requirements Based on the Design Science Research Paradigm. In: Hevner AR (ed) Proceedings of the First International Conference on Design Science Research in Information Systems and Technology. 24-25 February 2006, Claremont, CA, pp. 576-604

vom 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.

Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., Heetderks, W. J., McFarland, D. J., Peckham, P. H., Schalk, G., Donchin, E., Quatrano, L. A., Robinson, C. J., Vaughan, T. M (2000), Brain–Computer Interface Technology: A Review of the First International Meeting. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(2) 164-173.

## Conclusion

L'objectif de ce mémoire est de documenter le processus itératif de design de l'artefact créé. Une revue de la littérature des interfaces neuroadaptatives a été faite, les détails du développement et de la pertinence de l'artefact ont été cités dans les articles et les résultats de l'étude effectuée avec le système ont été démontrés.

L'analyse des résultats de l'étude était cruciale pour le développement du système. Les résultats des trois premières itérations étaient de mieux en mieux. Avec les petits changements apportés à chaque itération, les choix des utilisateurs étaient meilleurs et ils étaient plus certains, satisfaits de leurs choix et moins confus de l'usage d'un tel système. Les résultats de la dernière itération n'ont pas été comme prévu. Plusieurs changements majeurs ont été fait, par contre, ils n'ont pas été justifiés puisqu'il y a eu peu de différence dans la performance des utilisateurs, la satisfaction et la certitude entre les interfaces adaptatives et non-adaptatives. Cependant, même si les résultats ne sont pas révélateurs, les données recueillies et la démarche de design peuvent être étudiées pour optimiser les prochaines itérations. Avec une méthodologie de *Design Science*, le processus de développement doit être itéré jusqu'à tant que les requis soient atteints (Baskerville et al., 2009).

Ce mémoire contribue aux connaissances dans le développement d'interfaces neuroadaptatives, plus précisément dans un contexte de commerce électronique. Après avoir développé une interface, une des phases de la méthodologie de *Design Science* consiste à documenter le processus pour partager les connaissances qui pourraient être utiles aux autres chercheurs et pour le développement itérations futures (vom Brocke & Buddendick, 2006). Les chercheurs voulant développer des systèmes similaires pourront se baser sur ce système pour pousser les connaissances et les innovations encore plus loin.

Les interfaces neuronales directes (BCI) sont en pleine démocratisation. Plusieurs grandes entreprises telles que Facebook (Levy, 2019) et Microsoft (Riedl et al., 2010) investissent dans ce domaine. Il est possible, dans un avenir proche, que les BCI soient disponibles et utilisées par plus en plus de gens, hors d'un contexte de laboratoire, pour appuyer les utilisateurs dans leurs activités

quotidiennes. La recherche et l'application pratiques en croissance d'interfaces neuronales directes pointent vers l'émergence de ce type de technologie.

L'architecture de systèmes utilisée avec l'artefact est stable et rapide. Le transfert de données entre le casque EEG et l'interface se fait dans un délai maximal de 0.5 seconde. La communication entre les systèmes est faite sur un réseau local et les données sauvegardées étaient complètes. Il serait possible d'utiliser la même architecture de systèmes, mais changer l'interface et l'algorithme d'adaptation. Il serait aussi possible de garder l'interface et le serveur d'application, mais changer les outils de mesure d'attention cognitive. Toute l'architecture de systèmes pourra être utilisée par des chercheurs voulant créer des interfaces autoadaptatives similaires.

Il y a tout de même des limites à cette recherche. L'expérience se déroule dans un contexte de laboratoire avec plusieurs systèmes qui ne sont pas disponibles personnellement pour une majorité de la population (EEG, pupillométrie, ordinateurs à haute performance, etc.). L'artefact créé ne s'adresse donc pas directement au consommateur final. Cette recherche enrichit les connaissances dans le domaine. Des technologies comme la pupillométrie deviennent de plus en plus disponibles pour les consommateurs. Des outils similaires pourraient potentiellement être disponibles pour l'utilisateur et une partie de la population aurait en sa possession ces outils. De cette façon, il y aurait une interaction directe entre le cerveau et la technologie.

Il y a aussi une limite dans le design de l'étude que nous avons effectuée. Lorsqu'un utilisateur achète un produit en ligne, normalement il cherche ce qui correspond à ses préférences dans le but d'acheter ce produit. Lors des trois premières itérations, l'utilisateur devait choisir le meilleur produit pour un utilisateur fictif. Ceci ne correspondait pas totalement à une expérience personnelle typique de commerce électronique. Lors de la quatrième itération, l'utilisateur devait choisir un produit selon ses propres préférences. Ceci se rapproche de la réalité, mais la motivation derrière la décision n'est pas la même. Dans un contexte de recherche, l'utilisateur va choisir le meilleur produit puisqu'on lui demande de le faire. Dans un contexte de commerce électronique réel, l'utilisateur dépense son argent et achète de son propre gré, donc il risque de prendre davantage de temps pour analyser les différents produits pour être certain de choisir le meilleur produit

disponible. Dans cette optique, peut-être que l'utilisateur serait plus ouvert à l'utilisation d'un système de recommandation autoadaptatif puisqu'il a plus d'intérêts à prendre le meilleur produit dans ce contexte. Une autre limite importante à considérer est la confiance des utilisateurs envers les systèmes de recommandation. Même si le système donne de très bonnes recommandations, si l'utilisateur n'est pas réceptif à recevoir de l'aide du système, le système ne sera pas utile. Une interface autoadaptative doit être bâtie de manière à ce que l'utilisateur comprenne le fonctionnement, qu'il ait confiance en le système et qu'il soit satisfait des résultats. Un système de genre doit être constamment testé et recueillir les commentaires des utilisateurs est une très bonne façon de valider si le système est satisfaisant ou s'il doit encore être modifié.

Lorsque l'interface sera acceptée et comprise par les utilisateurs, il serait intéressant d'utiliser un nouvel outil pour mesurer l'attention cognitive et la surcharge d'information. Utiliser l'oculométrie avec des mesures comme la fixation, la dilatation de la pupille et le clignement des yeux est possible pour mesurer ces états (Zagermann et al., 2016). Par contre, en raison des facteurs externes comme l'éclairage, cet outil présente certaines contraintes environnementales (Rozado & Dünser, 2015). Pour qu'une interface autoadaptative puisse utiliser l'oculométrie dans plusieurs environnements, il faudrait pouvoir recueillir des informations sur l'environnement comme l'humidité, la température de l'air, l'éclairage, etc. (Zagermann et al. 2016). À l'aide de *machine learning*, des modèles pourraient être générés en fonction des différents environnements et l'algorithme de classification pourrait y être lié pour qu'il soit utilisable dans plusieurs contextes différents. Ce design serait intéressant à évaluer et pourrait être utilisé pour adapter plusieurs types d'interfaces.

## Bibliographie

- Abdulkader S, Atia A, Sami M (2015). Brain computer interfacing: Applications and challenges. Egyptian Informatics Journal 16(2) 213-230.
- Baskerville, R., Pries-Heje, J., & Venable, J. (2009, May). Soft design science methodology. In Proceedings of the 4th international conference on design science research in information systems and technology (pp. 1-11).
- Blankertz, B., Tangermann, M., Vidaurre, C., Fazli, S., Sannelli, C., Haufe, S., & Mueller, K. R. (2010). The Berlin brain–computer interface: non-medical uses of BCI technology. Frontiers in neuroscience, 4, 198.
- Chen, Y.-C., R.-A. Shang and C.-Y. Kao (2009) The effects of information overload on consumers' subjective state towards buying decision in the internet shopping environment. Electronic Commerce Research and Applications 8(1): 48-58.
- Eppler, M. J., Mengis, J. (2004). The concept of information overload: A review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines. The information society 20(5): 325-344.
- Geeta, N., & Gavas, R. D. (2014). Product Market Evaluation in E-Commerce using Brain-Computer Interface Technology. In National Conference Proceedings E-Commerce: Opportunities and Challenges, 25th and 26th April.
- Hanson, V. L., Brezin, J. P., Crayne, S., Keates, S., Kjeldsen, R., Richards, J. T., & Trewin, S (2005). Improving Web accessibility through an enhanced open-source browser. IBM Systems Journal, 44(3), 573-588.
- Hevner, A.R., March, S.T., Park, J., Ram, S (2004). Design Science in Information Systems Research. MISQ. 28, 75–105.

Jacoby, J., D. E. Speller and C. K. Berning (1974) Brand choice behavior as a function of information load: Replication and extension. *Journal of consumer research* 1(1): 33-42.

Jacoby, J., D. E. Speller and C. A. Kohn (1974) Brand choice behavior as a function of information load. *Journal of marketing research* 11(1): 63-69.

Levy, S., Facebook's Latest Purchase Gets Inside Users' Heads—Literally, in *Wired*. 2019.

Li, C.-Y (2017) Why do online consumers experience information overload? An extension of communication theory. *Journal of Information Science* 43(6): 835-851.

March, S. T., and Smith, G (1995). Design and Natural Science Research on Information Technology. *Decision Support Systems* 15(4) 251-266.

Malhotra, N. K. (1982) Information load and consumer decision making. *Journal of consumer research* 8(4): 419-430.

Palankar, M., De Laurentis, K. J., Alqasemi, R., Veras, E., Dubey, R., Arbel, Y., & Donchin, E. (2009, February). Control of a 9-DoF wheelchair-mounted robotic arm system using a P300 brain computer interface: Initial experiments. In *2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics* (pp. 348-353). IEEE.

Riedl, R., Banker, R. D., Benbasat, I., Davis, F. D., Dennis, A. R., Dimoka, A., & Müller-Putz, G. (2010). On the foundations of NeuroIS: reflections on the Gmunden Retreat 2009. *Communications of the Association for Information Systems*, 27(1), 15.

Rozado, D., & Dünser, A (2015). Combining EEG with pupillometry to improve cognitive workload detection. *Computer*, 48(10), 18-25.

Shenoy, H. V., Vinod, A. P., & Guan, C. (2015, December). Shrinkage estimator based regularization for EEG motor imagery classification. In *2015 10th International*

Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS) (pp. 1-5). IEEE.

Van Orden, K. F., Limbert, W., Makeig, S., & Jung, T. P. (2001). Eye activity correlates of workload during a visuospatial memory task. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 43(1), 111-121.

Vom Brocke, J., & Buddendick, C. (2006, February). Reusable conceptual models—requirements based on the design science research paradigm. In *Proceedings of the First International Conference on Design Science Research in Information Systems and Technology (DESRIST)* (pp. 576-604). Claremont, CA, United States of America.

Yoshioka, M., Inoue, T., & Ozawa, J. (2012). Brain signal pattern of engrossed subjects using near infrared spectroscopy (NIRS) and its application to TV commercial evaluation. In *The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (pp. 1-6). IEEE.

Zagermann, J., Pfeil, U., & Reiterer, H. (2016, October). Measuring cognitive load using eye tracking technology in visual computing. In *Proceedings of the sixth workshop on beyond time and errors on novel evaluation methods for visualization* (pp. 78-85).

## **Annexes**

### **Annexe 1 - Questionnaires**

#### **Questionnaire 1 - Subjective States - (Jacoby, J. et al., 1974) :**

1. How satisfied are you with your decision? (1 = Very dissatisfied; 7 = Very satisfied)

French: A quel point êtes-vous satisfait de votre décision? (1=Très insatisfait, 7= Très satisfait)

2. How certain are you that you made the best decision? (1 = Very uncertain; 7 = Very certain)

French: A quel point êtes-vous certain que vous avez pris les bonnes décisions? (1= Très incertain, 7 Très certain)

3. How confused did you feel while performing this task? (1 = not confused at all; 7 = very confused)

French: A quel point étiez-vous confus en effectuant ces tâches? (1= Pas du tout confus, 7= Très confus)

4. How likely is it that you did not get the best buy for your money? (1 = Very unlikely; 7 = Very likely)

French: Est-ce probable que vous n'en ayez pas eu pour votre argent en prenant ces décisions d'achat? (1= Très peu probable, 7 = Très probable)

5. How likely is it that one of the other brands you did not choose would be equal to or better than your choice in satisfying John's desires and expectations? (1 = Very unlikely; 7 = Very likely)

French: Est-ce probable que les autres marques que vous n'avez pas choisies soient égales ou meilleures que les marques que vous avez choisies pour satisfaire les attentes et désirs de John? (1= Très peu probable, 7 = Très probable)

6. How much would you like to receive more information about the various brands? (1 = not at all; 7 = Very much)

French: A quel point voudriez-vous recevoir plus d'informations au sujet des différentes marques? (1= Pas du tout, 7= Beaucoup)

7. If another new brand were to be introduced on the market, how much would you like to receive information about it, so that you could select a product for John? (1 = not at all; 7 = Very much)

French: Si une nouvelle marque était offerte sur le marché, à quel point voudriez-vous recevoir de l'information à son sujet afin de choisir un produit pour John? (1= Pas du tout, 7= Beaucoup)

8. How likely is it that this new brand would be equal to or better than any of the brands you are now already familiar with in satisfying John's desires and expectations? (1 = Very unlikely; 7 = Very likely)

French: Est-ce probable que cette nouvelle marque soit égale ou meilleure aux marques que vous connaissez maintenant pour satisfaire les attentes et désirs de John? (1= Très peu probable, 7 = Très probable)

## **Questionnaire 2 - Choice Overload - (Adapted from Diehl, K., & Poynor, C. 2010) :**

### **Scale of 1 (Absolutely disagree) to 7 (Absolutely agree)**

- I felt overwhelmed in the decision process making
- I was frustrated while deciding which laptop to select
- I was confused when deciding which laptop to select
- It was difficult for me to choose the most suitable laptop

### **French version:**

### **Échelle de 1 (Tout à fait en désaccord) à 7 (Tout à fait en accord)**

- Je me suis senti dépassé lors de cette tâche de choix de produits.
- J'étais frustré en décidant quel ordinateur portable choisir.
- J'étais confus à savoir quel ordinateur choisir.
- Il était difficile pour moi de choisir l'ordinateur portable le plus approprié.

## **Questionnaire 3 - Subjective states v2 - (Adapted from Jacoby, J. et al. 1974) :**

### **Scale of 1 (Absolutely disagree) to 7 (Absolutely agree)**

- I am satisfied with my decision (1 = very dissatisfied; 7 = very satisfied)
- If I had the opportunity to receive the selected laptop, I believe I would be satisfied with it

- I am confident that the chosen laptop is the best option among all other options that were available to me
- I am certain that I made the best decision · It is likely that that one of the other products I did not choose could be equal to or better than my choice in satisfying my desires and expectations
- It is likely that that one of the other products I did not choose could be equal to or better than my choice in satisfying my desires and expectations
- I think the laptop I chose fits my preferences well

**French version:**

**Échelle de 1 (Tout à fait en désaccord) à 7 (Tout à fait en accord)**

- Je suis satisfait de ma décision.
- Si j'avais l'opportunité de recevoir l'ordinateur portable que j'ai sélectionné, je pense que je serais satisfait.
- Je suis convaincu que l'ordinateur portable que j'ai choisi est la meilleure option parmi toutes les autres options disponibles.
- Je suis certain d'avoir pris la meilleure décision.
- Il est probable que l'un des autres produits que je n'ai pas choisis puisse être égal ou supérieur à celui que j'ai choisi.
- Je pense que l'ordinateur portable que j'ai choisi correspond bien à mes préférences.

**Questionnaire 4 - Product Expertise :**

**Scale of 1 (Absolutely disagree) to 7 (Absolutely agree)**

- I am extremely familiar with laptops
- Compared to other people, I would say that I am one of the most knowledgeable people when it comes to laptops
- I know a lot about laptops
- I have a clear idea about the characteristics that are important in providing me maximum satisfaction in laptops

**French version:**

**Échelle de 1 (Tout à fait en désaccord) à 7 (Tout à fait en accord)**

- Je connais très bien les ordinateurs portables.
- Comparativement à d'autres personnes, je dirais que je suis l'une des personnes qui a le plus de connaissances en matière d'ordinateurs portables.
- J'en connais beaucoup au sujet des ordinateurs portables.
- J'ai une idée claire des caractéristiques qui sont importantes pour obtenir le maximum de satisfaction des ordinateurs portables.

## Annexe 2 - Interface Design

### Iteration 1

Temps restant: 34 secondes

ID Produit	Taille de l'écran (pouces)	RAM (GB)	Prix (\$)	Mémoire SSD (GB)	Batterie (heures)	Résolution de l'écran (px)	Vitesse du processeur (GHz)	Poids (kg)
56	13	32	550	128	14	1600	3.4	0.91
57	11.3	8	800	64	4	1360	3	1.79
58	12	32	600	256	14	1600	4.4	0.91
59	12.5	12	600	256	8	1360	1.6	1.79
60	13.5	12	550	256	12	1440	3	0.69
61	12.5	8	650	64	8	1080	1.2	1.2
62	13.5	64	600	32	10	2160	3.4	1.2
63	13	12	700	256	6	1080	1.2	0.91
64	13.5	32	650	128	14	1440	3.4	1.79
65	12.5	6	550	32	4	1360	2.1	0.69

Importance des critères pour Mary

Critère	Importance (Mary)
Taille de l'écran	5
RAM	3
Prix	3
Mémoire SSD	3
Batterie	3
Résolution de l'écran	4
Vitesse du processeur	3
Poids	4

### Iteration 2 and 3

Temps restant: 39 secondes

Product ID	Bad Choice	Screen Size (Inches)	RAM (GB)	Price (\$)	SSD Memory (GB)	Battery (hours)	Screen Resolution (px)	CPU Speed (GHz)	Weight (kg)
76		13	16	600	32	8	1360	2.6	1.79
77		13.5	32	500	128	14	1440	4.4	1.2
78		13	12	600	32	6	1360	2.6	2.8
79		12.5	34	700	16	12	1360	3	1.2
80		11.3	8	700	64	6	900	3.4	2.2
81		13	64	650	128	8	2160	3.4	1.2
82		12	64	700	256	6	900	2.1	0.91
83		11.6	12	550	64	14	900	2.6	1.79
84		12	12	600	16	10	1600	2.6	0.91
85		11.3	12	650	64	8	1360	2.6	2.8
86		12.5	16	650	64	10	1360	2.1	1.2
87		12	32	600	64	12	1440	2.1	0.91
88		13	32	650	128	12	1600	4.4	0.69
89		11.6	64	700	256	4	1360	3	0.69
90		12	64	700	128	14	1360	2.6	1.2

Importance des critères pour John

Critère	Importance (John)
Taille de l'écran	3
RAM	4
Prix	3
Mémoire SSD	5
Batterie	3
Résolution de l'écran	4
Vitesse du processeur	3
Poids	3

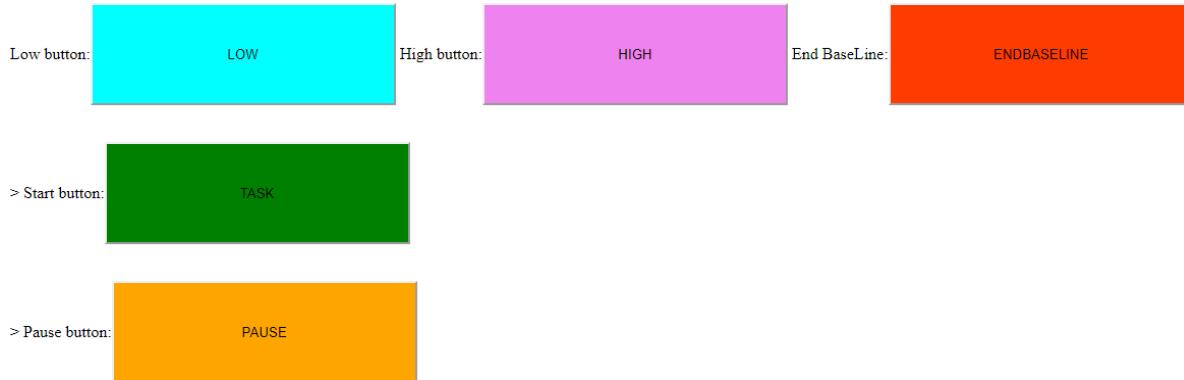
### Iteration 4

Temps restant: 174 secondes

ID Produit	Taille de l'écran (pouces)	RAM (GB)	Prix (\$)	Mémoire SSD (GB)	Batterie (heures)	Résolution de l'écran (px)	Vitesse du processeur (GHz)	Poids (kg)	Recommendations
1	12.5	64	1250	256	10	900	3.4	1.79	
2	11.6	64	1100	128	8	1360	4.4	0.69	
3	13	8	1100	128	12	760	3	2.8	
4	11.6	64	1400	128	6	1360	3.4	2.8	
5	12.5	16	1550	128	8	2160	3.4	3.2	
6	13.5	32	1250	256	8	1360	2.6	0.91	

### Interface used to set baselines

# Controller Interface



### Annexe 3 - Aperçu du code d'adaptation de l'interface

```
setInterval(function(){ //Intervalle qui va chercher le contenu du fichier JSON à
chaque 0.5 secondes

$.ajax({


    type: "GET",

    url: "short.json", //Fichier avec le score d'adaptation de ThReADS

    async: "false", //Puisqu'il y a un ordre d'exécution

    success: function(result) {

        var stamp = JSON.parse(result);

        arrayPush.push(Math.floor(stamp.Classification*0.35)); //Si la
classification est de 0, 1 ou 2, 0 est poussé dans le array, si c'est 3 ou 4, 1 est
poussé

    } });

arrayPush.shift()

timeout = timeout +1

sumArr=0;

sumArr= arrayPush.reduce(function(arrayPush, b) { return arrayPush + b; }, 0);
//Somme les 20 dernières données

if (sumArr> /*nombre de mesure de 3 ou 4 dans les 20 dernières*/ 14 && nadapt==0
&& autoAdapt==1 && timer>11 && timer<170);

{arrayPush =  [-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-1,-20];
adapt();  sumArr=0,nadapt=1} //Reset array au début d'un choix et après une
adaptation
```

```
}, 500);  
  
function adapt() {  
  
    answerArray.push({ "Trial":trial,"listLength":listLength,"originalLength":lengthPrint,  
    "Time":Date.now(),"Trialtime":Date.now()-timeTrial,"label":label}); //Sauvegarde de  
    la réponse de l'utilisateur  
  
    jQuery('#content').html(''); //Vider la table  
    document.getElementById("content").appendChild(buildTable(listtemp)); //Création de  
    la table pour le prochain choix  
  
}  
  
}
```

Pour avoir un aperçu complet du code, veuillez suivre ce lien GitHub:

<https://github.com/edouardfg/Autoadapt/>