

HEC MONTRÉAL

Vers une interface cerveau-machine pour le soutien de tâches de surveillance prolongées  
sur des systèmes d'information

Par

Théophile Demazure

Science de la gestion

Sous la direction de

Pierre-Majorique Léger, Ph.D. et Gilbert Babin, Ph.D.

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

Aout 2018

© Théophile Demazure, 2018

## CERTIFICAT D'APPROBATION ÉTHIQUE

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

---

**Projet # :** 2017-2711

**Titre du projet de recherche :** Dashboard Adaptatif

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

**Cochercheurs :**  
Elise Labonte-Lemoyne;  
Francois Courtemanche;  
David Briegne;  
Theophile Demazure

**Date d'approbation du projet :** 04 avril 2017

**Date d'entrée en vigueur du certificat :** 04 avril 2017

**Date d'échéance du certificat :** 01 avril 2018

---



Maurice Lemelin  
Président du CER de HEC Montréal

# HEC MONTRÉAL

## Comité d'éthique de la recherche

Le 15 novembre 2017

À l'attention de :  
Pierre-Majorique Leger  
Technologies de l'information, HEC Montréal

Cochercheurs :  
Theophile Demazure; David Briegne; Francois Courtemanche; Elise Labonte-Lemoine; Alexander-John  
Karran

**Projet #** : 2017-2711

**Titre du projet** :  
Dashboard Adaptatif

---

Pour donner suite à l'évaluation de votre formulaire F8 - Modification de projet, le CER de HEC Montréal vous informe de sa décision :

Les modifications ont été approuvées et notées au dossier. Le certificat actuel demeure valide jusqu'au prochain renouvellement.

En vous remerciant cordialement,

**Le CER de HEC Montréal**

## RENOUVELLEMENT DE L'APPROBATION ÉTHIQUE

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

---

**Projet # :** 2017-2711 - 59 - Thor

**Titre du projet de recherche :** Dashboard Adaptatif

**Chercheur principal :**

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

**Cochercheurs :**

Théophile Demazure; David Briegne; François Courtemanche; Élise Labonté-Lemoine; Alexander-John Karran

**Date d'approbation du projet :** 04 avril 2017

**Date d'entrée en vigueur du certificat :** 01 avril 2018

**Date d'échéance du certificat :** 01 avril 2019

---



Maurice Lemelin  
Président du CER de HEC Montréal

## ATTESTATION D'APPROBATION ÉTHIQUE COMPLÉTÉE

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

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

---

**Nom de l'étudiant :** Theophile Demazure

**Titre du projet supervisé/mémoire/thèse :**

Vers une interface cerveau-machine pour améliorer la performance de l'utilisateur lors de tâches TI de surveillance prolongées

**Titre du projet sur le certificat :**

Dashboard Adaptatif

**Projet # :** 2017-2711

**Chercheur principal / directeur de recherche :**

Pierre-Majorique Léger

**Cochercheurs :**

Alexander-John Karran; Elise Labonté-Lemoyne; François Courtemanche; David Briegne; Theophile Demazure

**Date d'approbation initiale du projet :** 04 avril 2017

**Date de fermeture de l'approbation éthique pour l'étudiant(e) :** 16 août 2018

---



Maurice Lemelin  
Président du CER de HEC Montréal

## Sommaire

---

Les interfaces cerveau-machine sont des systèmes qui utilisent comme entrants les signaux physiologiques de son utilisateur pour s'adapter, prendre des décisions ou simplement offrir un retour sur son état actuel. Ce mémoire présente la création d'un prototype d'interface cerveau-machine passive facilitant la modulation de l'attention soutenue dans un contexte de surveillance sur de longues périodes temporelles. Nous cherchons à aider les utilisateurs de systèmes de surveillance informatisés à maintenir leur attention à un seuil optimal dans le but d'améliorer la performance. L'objectif de cette recherche est de répondre à la question suivante : *est-ce que l'utilisation d'une interface cerveau-machine passive permet à l'utilisateur de maintenir son attention sur une longue période de temps, et ainsi améliorer sa performance ?*

Nous basant sur la littérature en interface cerveau-machine, en neurophysiologie, en facteur humain et en automatisation, nous avons développé un prototype intégré à un progiciel de gestion intégrée commercialement disponible. Nous avons suivi la méthodologie en Design Science lors du processus itératif de conception.

L'étude consiste en la création de l'artéfact puis de sa démonstration dans un contexte réel. La mesure utilisée comme intrant de l'interface cerveau-machine est le signal électroencéphalographique mesurant l'attention soutenue. Une fois intégrée à un système d'information, nous avons utilisé une version modifiée d'un logiciel de simulation afin de créer une tâche écologiquement valide. Nous avons simplifié la simulation à une activité de surveillance avec de rares prises de décision. L'horloge interne a été réduite afin que le temps entre chaque évènement soit allongé. Pour démontrer l'efficacité de l'artéfact, nous avons réalisé une expérience avec un design expérimental composé de trois conditions correspondant à des degrés différents d'assistance par l'interface cerveau-machine : une condition de contrôle sans l'interface cerveau-machine pour les assister, une condition ayant l'assistance du système continuellement pendant la tâche et une condition faisant la tâche

avec l'aide de l'interface cerveau-machine uniquement lors d'évènement important. Nous avons utilisé l'interface cerveau-machine dans ce contexte sur 24 participants.

Les résultats montrent que notre approche permet de pallier l'un des principaux problèmes des systèmes adaptatifs utilisant cette mesure, son instabilité. Les approches antérieures ont montré des changements subits et rapides dans la classification de l'état de cognitif à partir d'une baseline fixe. L'algorithme que nous avons conçu aide à stabiliser l'évaluation de l'état cognitif de l'utilisateur, mais aussi de l'adapter sur le temps. Ainsi, la mesure devient personnalisée à chaque personne, mais permet d'établir des seuils évolutifs réalisables sans provoquer trop de fatigue causée par une concentration accrue ou une habitude. L'analyse des résultats de la classification de l'algorithme présente une mesure de l'état plus représentative pour l'utilisateur. Dans le cas du prototype d'interface, le groupe ayant l'assistance du système neuroadaptatif démontre une tendance à mieux performer lors de la tâche que les autres groupes. Des résultats inattendus montrent que ce groupe perçoit aussi une réduction de la charge cognitive malgré qu'il soit le plus actif sur l'interface. Une piste de réflexion serait que le système permet à l'utilisateur de réguler son attention.

Cette recherche contribue au domaine des interfaces cerveau-machine en proposant une approche innovante à la mesure de l'attention en temps réel. Facilement reproductible, notre algorithme permet d'apporter des solutions à des problèmes souvent présents dans la littérature en informatique physiologique. De plus, nous proposons un premier design d'interface cerveau-machine fonctionnelle et intégrable à des systèmes d'entreprise.

Mots clés : interface cerveau-machine passive, attention soutenue, contexte réel, informatique physiologique, EEG, temps réel.

## Table des matières

---

Sommaire.....	v
Table des matières .....	vii
Liste des figures et des tableaux.....	x
Remerciements .....	xiii
Avant-propos .....	xv
Introduction .....	16
Question de recherche .....	19
Objectifs de l'étude.....	20
Structure du mémoire .....	20
Méthodologie de recensement des écrits.....	21
Informations sur l'article 1 .....	22
Informations sur l'article 2 .....	24
Contributions et responsabilités personnelles .....	27
Article 1 .....	29
Introduction .....	30
Artefact Design and Requirement Analysis .....	31
Implementation.....	31
Neurophysiological Methods.....	33
Evaluation.....	34
Work in progress and next steps.....	36
References .....	37
Article 2 .....	39
Introduction .....	40
Background.....	42
Brain-Computer Interface.....	42



Sustained Attention .....	43
BCI for Long Duration Monitoring Tasks.....	44
Methodological Approach.....	45
Objective of the Artefact .....	47
Design and Development .....	49
Design Principles.....	49
Implementation.....	54
Experimental Setup .....	54
Task .....	54
Neuroadaptive interface.....	55
Architecture integration.....	57
Threshold Reactive Adaptive Dynamic Spectrum (ThReADS).....	58
Evaluation.....	61
Experimental Design .....	61
Results .....	62
Discussion.....	67
Limitation and Future Research .....	69
References .....	70
Conclusion.....	77
Rappel de la question de recherche .....	77
Principaux résultats .....	77
Contributions de l'étude .....	77
Contributions théoriques .....	77
Contributions pratiques .....	78
Limites et pistes de recherches futures.....	79

Architecture et développement.....	80
Mensia NeuroRT .....	81
Connector .....	83
SAP HANA .....	84
Feedback Controller .....	87
Client et Web Server .....	91
Annexes .....	93
Annexe 1 – ThReADS Pseudocode.....	93
Annexe 2 – Vues SQL.....	94
Annexe 3 – Questionnaires.....	96
Bibliographies.....	101

# Liste des figures et des tableaux

---

*La numérotation des figures et tableaux a été modifiée dans les articles pour faciliter la lecture de ce mémoire.*

## Liste des figures

Figure 1 Modèle théorique de la relation entre le taux de détection, le temps de réaction et le niveau de vigilance lors de tâche de surveillance proposée par Buck (1966).....	17
Figure 2 BCI Artefact Software Architecture Schematic.....	32
Figure 3 User-Specific Attention Spectrum .....	33
Figure 4 Preliminary results n =12, n=4 per group showing mean SA and APM across conditions during task events .....	35
Figure 5 Design & Development Pipeline.....	46
Figure 6 Theoretical Feedback Loop of the Artefact .....	49
Figure 7 pBCI Integration Architecture Design (Biocybernetic loop represented by the blue arrow) .....	50
Figure 8 Simulation events process.....	55
Figure 9 Neuroadaptive Interface and the Color Gradient (decision ready attention level and unfocussed attention level).....	56
Figure 10 Current integration in SAP HANA architecture .....	57
Figure 11 Dynamic Thresholds Spectrum (DAS) Representation .....	60
Figure 12 Mean levels of the raw index for the three conditions aggregated by total blocks and minute blocks.....	63
Figure 13 Mean Action per Minute for the three conditions aggregated by total blocks and minute blocks.....	66
Figure 14 Architecture de l'artéfact final.....	81

Figure 15 Module Mensia NeuroRT .....	81
Figure 16 Représentation du positionnement des électrodes .....	82
Figure 17 Module « Connector ».....	83
Figure 18 Modèle de Classes UML du « Connector » .....	83
Figure 19 Captures d'écrans du processus de transformation des données EEG (arrière-plan) et du connecteur (premier plan).....	84
Figure 20 Modules « SAP HANA ».....	84
Figure 21 Module «Feedback Controller » .....	87
Figure 22 Croquis de l'Interface du « Controller ».....	89
Figure 23 Interface du « Controller » destinée au chercheur .....	90
Figure 24 Modèle de Classes UML du « Controller » (l'interface n'est pas représentée)..	90
Figure 25 Modules « Client » et « Web Server » .....	91
Figure 26 Interface Adaptative .....	92

## Liste des Tableaux

Table 1 Traduction des principes de design .....	25
Table 2 Contribution et responsabilité dans la rédaction des articles .....	27
Table 3 ThReADS and fixed baseline comparison by the percentage of classification per zones of Sustained Attention.....	64
Table 4 NASA-TLX mean ( $\sigma$ ) scores for each condition .....	64
Table 5 Final performance of the simulation ( $\sigma$ ).....	65

## Remerciements

---

Le projet suivant n'aurait jamais été rendu possible sans quelques personnes que j'aimerais remercier infiniment.

Je tiens à remercier profondément Pierre-Majorique Léger qui m'a offert l'opportunité de travailler sur ce projet. Cette recherche m'a permis de me découvrir des intérêts et des compétences qui me seraient restés inconnus si j'avais suivi d'autres opportunités. Ce n'était pas une tâche facile, parfois frustrante. La courbe d'apprentissage élevée et la pente aiguë, j'en garde malgré tout une expérience positive. Sans ce projet, je n'aurais certainement pas attrapé une petite fièvre pour la recherche.

Merci beaucoup à Gilbert Babin qui a été toujours présent en cas de questions et de problèmes plus techniques. Le système présenté n'existerait sûrement pas sans vos précieux conseils.

J'aimerais également remercier Alexander-John Karran qui a été digne d'un mentor lors de ce projet. Sa capacité critique et de remettre en question chacune de mes décisions a indubitablement permis de fournir un travail dont je suis fier.

Un énorme remerciement à Élyse Labonté-Lemoyne pour l'aide avec les données neurophysiologiques et la création de la mesure. Mais aussi pour le support rassurant tout le long du projet.

Merci à l'équipe opérationnelle du laboratoire pour l'aide et le support lors de la collecte.

Merci à tous mes amis, camarades et collègues, Marc-Antoine, Horéa, Félix, Sébastien, Christophe pour cette année et demie.

Un dernier remerciement, et non des moindres, à Maude d'avoir toujours été là, même en des temps plus difficiles.

## Avant-propos

---

Avec l'autorisation de la direction administrative du programme de la Maîtrise ès Science en Gestion, ce mémoire en technologie de l'information est rédigé sous la forme de deux articles.

Les articles ont été ajoutés au mémoire avec le consentement signé des coauteurs.

Le premier article est une présentation de recherche en cours (Demazure *et al.*, 2018). Il porte sur l'élaboration de l'artéfact, son implantation, sa démonstration, et son évaluation préliminaire. L'article porte majoritairement sur la justification du fonctionnement du prototype.

Le second article étudie l'approche « Design Science » utilisée lors du développement de l'expérience. Le papier est construit en suivant rigoureusement le cadre de publication en design science. Une introduction aux différents concepts est présentée. L'approche méthodologique est présentée. L'analyse des requis et des principes de design sont justifiées à l'aide de la littérature passée. L'artéfact est ensuite évalué pour finir sur la présentation des futures itérations du projet.



## Introduction

---

Depuis des années, l'automatisation du travail s'accélère et touche tous les types de tâches. Les premières transformations majeures se sont produites dans l'industrie manufacturière, mais aujourd'hui les emplois de bureau suivent cette direction à leurs tours (Autor, 2015). Aux États-Unis, des prédictions annoncent que 17 % des emplois seront automatisés d'ici 2027 (Forester, 2017a). Avant les années 2000, les technologies de l'information ont grandement amélioré la productivité (Stiroh, 2002). Aujourd'hui, ce sont des technologies comme la robotique, l'apprentissage machine ou l'intelligence artificielle qui accélère le rythme de l'automatisation et en élargissant les opportunités d'applications (Autor, 2015). Les travailleurs du savoir verront aussi leurs tâches transformées par des technologies comme l'automatisation robotisée des processus<sup>1</sup> (Lacity et Willcocks, 2015). L'être humain va devoir s'habituer à travailler côte à côte avec la machine (Forester, 2017b). La machine ne le remplacera pas totalement, mais il verra les tâches et les compétences valorisées drastiquement se transformer (Bainbridge, 1983).

Les emplois opérationnels se convertissent graduellement en emplois de surveillance après que le processus soit automatisé (Bainbridge, 1983). Par exemple, les opérateurs de machinerie ne contrôlent plus les chaînes de productions, mais la surveillent à l'aide de systèmes. Les pilotes d'avion ne conduisent presque plus l'appareil en vol sans l'assistance du pilote automatique. Ces technologies permettent d'augmenter la productivité, réduire les coûts d'opération, augmenter la précision, et réduire le taux d'erreurs (Sarter, 2018). Malheureusement, ces avancés ne viennent pas sans de nouvelles difficultés. Les travailleurs n'ont pas les compétences nécessaires pour utiliser de façon adéquate ces systèmes pouvant mener à des conséquences désastreuses (Lee et Seppelt, 2009). Les informations et les réactions proposées par le système changent et sont souvent réduites par l'automatisation. En cas de problème, l'utilisateur ne sera pas capable d'identifier le problème rapidement et de reprendre le contrôle à temps. De plus, l'automatisation va aller modifier la nature de l'activité ou du processus accomplie. Souvent, les tâches manuelles sont éliminées laissant

---

<sup>1</sup> Traduction de « Robotic Process Automation » (RPA)

les tâches demandant une plus grande charge cognitive à l'opérateur. Les tâches non automatisables sont souvent les plus complexes. Il est donc important d'entraîner ce dernier à effectuer ces nouvelles tâches, car les conséquences en cas d'erreur sont augmentées. Les systèmes bien conçus ont des taux des d'erreur très bas, engendrant une dépendance et une confiance élevée de l'opérateur. Ainsi, ce dernier aura tendance à se détourner de la tâche de surveillance du système.

L'habileté de garder un niveau d'attention sur la durée est donc devenue une compétence critique lors de ce type d'activité. L'attention soutenue représente la capacité d'un individu à détecter des signaux rares et aléatoires sur une longue période de temps (Petersen et Posner, 2012) . Le taux de détections commence à descendre après 30 minutes de recherche visuelle (Mackworth, 1948). Le délai de réaction augmente linéairement avec le temps passé sur la tâche (Jane Mackworth, 1964; McCormack, 1960). Le mécanisme est représenté par la Figure 1, l'auteur propose un modèle théorique de la vigilance lors des tâches de surveillance (Buck, 1966).

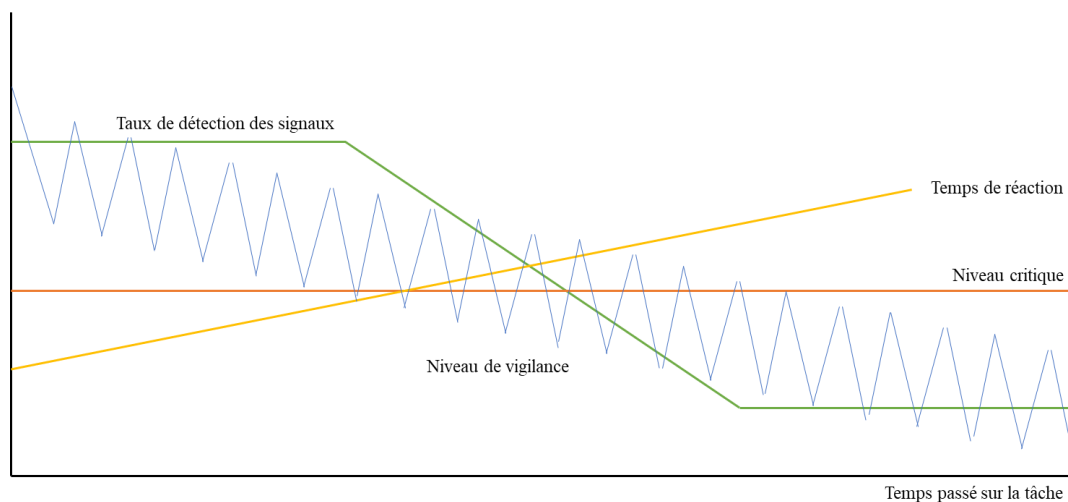


Figure 1 Modèle théorique de la relation entre le taux de détection, le temps de réaction et le niveau de vigilance lors de tâche de surveillance proposée par Buck (1966)

Plusieurs facteurs influenceraient négativement sur la performance. Différentes disciplines de recherche se sont penchées sur le problème. En neurophysiologie, l'un des thèmes les

plus étudiés sur le sujet est le système veille-sommeil<sup>2</sup> et la transition entre les deux états (Oken, Salinsky et Elsas, 2006). D'autres facteurs impactent l'attention soutenue, comme la motivation, le stress, l'aspect cognitif de la tâche ou l'habituatation. La recherche en Facteurs Humain s'est aussi beaucoup penchée sur le sujet. La capacité d'avoir conscience en la situation, le niveau de charge de travail ou la complaisance face au système informatisé peut grandement influencer la performance lors de tâche de surveillance (Parasuraman et Manzey, 2010; Parasuraman, Sheridan et Wickens, 2008). Maintenir un degré élevé d'attention est une tâche difficile sur de longues périodes. Les utilisateurs comme les concepteurs de systèmes doivent prendre ces facteurs en comptes pour développer des solutions permettant la meilleure performance possible.

Les machines ne sont pas des humains et ne sont pas capables d'empathie ou de reconnaître des signes de fatigue, de stress ou d'errance cognitive chez son utilisateur. L'implantation de telles fonctions dans des systèmes pourrait permettre à la machine d'avoir « conscience » de l'état émotionnel et cognitif de son utilisateur afin de s'adapter. Le concept a été introduit par Picard (1995) avec l'informatique émotionnelle<sup>3</sup>. Elle propose d'approfondir les interactions humain-machine en utilisant comme intrant l'émotion de l'utilisateur. Ce n'était qu'un champ de recherche théorique qui est en train de devenir une réalité aujourd'hui avec les avancées technologiques. Il est possible de mesurer les émotions avec des outils de reconnaissance faciale, de reconnaissance de la parole (El Ayadi, Kamel et Karray, 2011) et de l'activité du cerveau (Petranonakis et Hadjileontiadis, 2010). Des domaines de recherche plus large comme l'informatique physiologique<sup>4</sup> (Fairclough, 2009) ne se limitent pas aux émotions et proposent d'utiliser toutes les réactions physiologiques humaines. Aujourd'hui, il existe beaucoup d'outils qui peuvent servir d'intrant à un système comme l'activité électrodermale (EDA), la fréquence cardiaque, l'activité cérébrale avec l'électroencéphalographie (EEG) ou l'imagerie spectroscopique proche infrarouge (fNIR).

---

<sup>2</sup> Traduction de « sleep-wake systems »

<sup>3</sup> Traduction de « affective computing ».

<sup>4</sup> Traduction de « physiological computing »

Tous ces domaines sont désormais rassemblés sous une bannière : les interfaces cerveau-machine.

Les interfaces cerveau-machine, « brain computer interface » (BCI) en anglais, sont des systèmes informatiques qui utilisent les signaux physiologiques de l'être humain comme intrant (Wolpaw *et al.*, 2002). L'objectif de cette recherche est de créer un tel système dans le but de répondre au problème énoncé précédemment : soutenir l'être humain lors de tâche de surveillance prolongée en temps réel. Bien que l'attention et la vigilance soient des concepts étudiés en neuropsychologie et en facteur humain, il n'existe pas à ce jour de solution pour combattre efficacement la diminution de l'attention en interaction humain-machine. Les interfaces cerveau-machine sont des opportunités poursuivies par des entreprises multinationales comme IBM ou Microsoft pour rendre les systèmes plus « intelligents » (Brocke, Riedl et Léger, 2013).

### **Question de recherche**

Les interfaces cerveau-machine connaissent un intérêt grandissant. Provenant majoritairement du domaine médical, les nouvelles applications s'étendent aux loisirs, aux arts, à l'expérience utilisateur ou aux affaires.

Ce mémoire par article se concentre sur le prototype d'une solution de BCI utilisable dans un contexte d'affaires visant à contrer la baisse de vigilance des utilisateurs en contexte de surveillance. Il permettra d'explorer en profondeur les concepts importants provenant de différents domaines de recherches et leurs intégrations dans une solution finale. La mesure choisie est le signal électroencéphalographique mesurant l'attention soutenue comme intrant du système. En transformant les processus en tâche de surveillance pour les employés, l'automatisation fait de l'attention soutenue un problème actuel. Les recherches sur la mesure de cet état cognitif en temps réel sont encore marginales. En nous basant sur la littérature, nous tenterons de répondre à la question suivante :

## **Est-ce que l'utilisation d'une interface cerveau-machine passive permet l'utilisateur de maintenir son attention sur une longue période de temps, et ainsi améliorer sa performance ?**

### **Objectifs de l'étude**

Ce mémoire par article présente la première itération du développement d'une interface cerveau-machine et sa démonstration suivant la méthodologie « design science ». L'objectif, à ce stade, n'est pas de développer des « meta-requirements » ou « meta-designs » pour orienter la création future de BCI (Walls, Widmeyer et El Sawy, 1992). Cette étude a pour objectif de proposer des améliorations à des mesures et de démontrer la faisabilité d'une solution à destination des entreprises. Ce mémoire approche donc le « design science » d'une façon utilitariste dans le but de répondre aux défis actuels des interfaces cerveau-machine (Venable, 2006).

Plus précisément, cette recherche a pour ambition de contribuer à la connaissance prescriptive dans le développement de BCI en présentant une nouvelle méthode sous la forme d'un algorithme et d'une instanciation de solution à destination des entreprises (Gregor et Hevner, 2013). D'après le cadre conceptuel de contribution à la recherche scientifique en « Design Science »<sup>5</sup>, cette recherche développe une nouvelle solution à un problème connu. Elle contribue à l'amélioration des artefacts dans le domaine.

### **Structure du mémoire**

Ce mémoire et les articles sont structurés en suivant la manière proposée par Gregor et Hevner (2013) pour soutenir une recherche en « Design Science ». Le problème et les questions de recherche sont établis lors de l'introduction. Les concepts importants à la compréhension de l'artefact y sont présentés. L'approche méthodologique, l'analyse des requis et des principes de design, ainsi que la démonstration et l'évaluation du prototype se

---

<sup>5</sup> Traduction de « design science research knowledge contribution framework »

trouvent dans les deux articles qui suivent. Le premier article présente la recherche en cours avec des résultats préliminaires. Le second article clôt la première itération du développement du prototype en expliquant la démarche utilisée et en démontrant l'utilité de l'interface cerveau-machine.

## **Méthodologie de recensement des écrits**

Lors de ce mémoire, nous avons procédé au recensement des écrits avec une méthodologie en trois étapes et en suivant la méthodologie en « design science » proposé par Hevner *et al.* (2004). La littérature soutient un processus de recherche itératif afin de développer des requis et des lignes directrices de design. Le prototype proposé devra être soutenu par la littérature.

Premièrement, une première sélection a été effectuée sur des outils de recherches dans la littérature comme Google Scholar et l'outil de HEC Montréal, HECo. Grâce à ResearchGate ou Google Scholar et les documents phares recensés, nous avons identifié des publications additionnelles par effet « boule de neige ». Dans le cadre des systèmes adaptatifs physiologiques et les interfaces cerveau-machine, les mots clés principaux utilisés ont été : « adaptive system », « automated task allocation », « biocybernetic adaptation », « BCI ». Pour comprendre les concepts liés aux mesures, nous nous sommes orientés vers : « EEG », « Electroencephalography », « neurophysiology », « task engagement », « vigilance », « sustained attention », « attention network ». L'objectif était de trouver des mesures d'engagement lors d'une tâche dans le cadre des systèmes cerveau-machine. Nous avons donc procédé au couplage des mots clés comme « task engagement+adaptive system » ou « biocybernetic loop+vigilance », « BCI+sustained attention ». Deuxièmement, nous avons procédé au nettoyage des articles redondants, peu représentatif du sujet ou de moins bonnes qualités. Ainsi nous avons trouvé les articles fondamentaux pour soutenir notre approche design-science et la création des requis. Pour finir, une seconde sélection de publications a été faite afin de peaufiner certains concepts et combler les vides de notre première sélection. Nous nous sommes arrêtés lorsque nous estimions avoir atteint la saturation théorique sur le sujet.

En ce qui concerne la création des lignes de directrices afin de soutenir les décisions de développement, une troisième recherche d'article a été nécessaire. Nous avons procédé à cette dernière de manière plus itérative afin de justifier nos choix de design au fur à mesure du développement.

## **Informations sur l'article 1**

Le premier article a été soumis et accepté à la retraite 2018 de NeuroIS à Vienne. Le papier publié présente la recherche en cours en présentant la problématique, l'analyse des requis et le design de l'artéfact. Une courte évaluation de la solution est proposée avec les résultats préliminaires disponibles.

Ce premier article s'articule comme une démonstration d'un artéfact de BCI intégré dans un système d'entreprise. Des outils neurophysiologiques comme une fonction interne des systèmes d'information sont l'une des trois applications majeures de NeuroIS (Brocke, Riedl et Léger, 2013). Les instanciations de BCI dans un contexte d'affaires sont encore rares, mais ont une valeur ajoutée certaine.

L'expérience a été construite à partir de trois requis définis lors d'une étude de besoin supporté par la littérature :

1. L'artéfact doit représenter une tâche de surveillance réelle d'un système d'information ;
2. La tâche et sa durée doivent induire et promouvoir une réduction de la vigilance chez l'utilisateur ;
3. L'interface cerveau-machine doit fournir des contremesures afin de moduler le niveau d'attention soutenue, dans le but d'améliorer la performance de l'utilisateur sans obstruer l'accomplissement de la tâche.

Afin de respecter les requis 1 et 2, nous avons modifié une simulation de gestion utilisant SAP, soit ERPsim (Léger *et al.*, 2007). Le sujet devra uniquement prendre la décision d'envoyer des produits destinés à la vente dans les régions de son choix. Le reste de l'entreprise factice est entièrement automatisé. La simulation est grandement ralentie, un délai de 4 minutes et 30 secondes s'écoule entre chaque évènement, soit l'arrivée du nouveau stock ou des ventes.

Un tableau de bord a été développé pour que l'utilisateur n'utilise pas directement SAP. Une représentation en temps réel de l'entreprise est présentée par cinq indicateurs clés de performance : contribution à la marge des produits, pourcentage de ventes par régions, total des ventes par régions, stock courant, jours de rotation des stocks. Une fois la décision prise, l'utilisateur entre les mouvements de produits à l'aide d'un formulaire qui s'occupe de faire la requête au système d'information sans que l'utilisateur en ait conscience. L'interface procède en parallèle à des requêtes au système qui traduit les données électroencéphalographiques de l'utilisateur en niveau d'attention. Si l'attention est basse, les contremesures se déclenchent sous la forme de deux types d'alertes orange ou rouge en fonction du niveau d'attention.

Le design expérimental se compose de trois conditions assignées aléatoirement aux sujets : une condition de contrôle sans contremesures (NoCM), des contremesures en continu tout le long de la simulation (CCM), des contremesures déclenchées en cas d'évènements (ECM). Lors de l'écriture de ce papier, le nombre de participants était de 12 avec pour objectif un N=30.

Les résultats préliminaires montrent un niveau d'attention plus élevé lors de la condition ECM que les deux autres conditions lors des tâches de décisions. Cependant l'activité sur l'interface lors de la condition CCM est la plus élevée. Cela pourrait indiquer que les contremesures en fonction des évènements pourraient promouvoir un niveau d'attention plus élevé lors de tâches actives sans nécessairement conduire l'utilisateur à être actif. Malheureusement, la puissance statistique à ce stade de la recherche est encore faible. Les



analyses complètes à la fin du projet offriront une meilleure perspective sur l'effet du prototype.

## **Informations sur l'article 2**

L'article 2 est présenté dans le mémoire va être proposé au journal « Business & Information Systems Engineering ». L'article est fini et en cours de soumission. Il présente les réflexions sous-jacentes à la conception de l'artéfact en respectant la méthodologie de la recherche en « design science ». Suivant le cadre de structure proposée par les chercheurs prévalant du domaine, l'article justifie les choix de designs et tente de démontrer les capacités de la solution. Cet article se veut être la conclusion de la présente itération de cette recherche en expliquant en détail le fonctionnement de l'artéfact, de l'algorithme de mesure de l'attention soutenue et leurs justifications. La section suivante n'est qu'un bref résumé de l'article 2, des détails supplémentaires sont fournis dans celui-ci.

L'article commence avec l'introduction de la problématique et une courte littérature sur les concepts importants pour la compréhension de l'artéfact.

Des trois requis capturés et décrits dans l'article précédent, nous avons développé 7 principes de design (Tableau 1.) avec pour objectif de nous guider dans la création du BCI. Ils sont le produit d'une revue de littérature extensive sur la conception de tels systèmes, soit des interfaces de surveillance et de support à la prise de décision.

Suivant les conseils de Hevner (2007) et Peffers *et al.* (2007), les principes présentés ci-dessous sont bâtis sur des fondations scientifiques. Il n'existe que peu de tentatives de créations de BCI pour assister l'homme dans le contexte de l'attention soutenue et de la surveillance de longue durée. Il a fallu faire un tour de la connaissance sur les sujets touchés par notre solution qui se trouve à l'intersection entre la psychophysiologie, l'informatique et la conception de système.

Table 1 Traduction des principes de design

	<b>Principes de Design</b>
<b>Interface</b>	Reproduire une tâche réelle et concrète composée de phases de décisions et de surveillances
	Fournir à l'utilisateur de l'information à propos de la tâche et sur sa performance en temps réel
	Concevoir des contremesures sans obstruer la tâche
<b>BCI</b>	Intégrer l'artéfact à l'architecture de l'ERP de façon transparente
	Classifier l'attention soutenue de l'utilisateur en temps réel
	Synchroniser les signaux physiologiques, les données de la simulation et de l'utilisation de l'interface
	Traduire la classification de l'attention soutenue en extrant logique

Dans la partie démonstration, nous présentons l'instanciation du système conceptualisé lors des phases de l'analyse des requis et de création de principes de design. Nous introduisons le concept de la tâche et l'interface neuroadaptative qui permet de l'exécuter. Cette dernière affiche en temps réel la situation de l'entreprise gérée par l'utilisateur, mais en parallèle, affiche des contremesures en cas de diminution de l'attention. Ensuite, nous expliquons l'intégration des composantes de l'artéfact dans l'architecture de l'ERP. Une explication des mécanismes internes est aussi pourvue. Enfin, l'article présente une explication de l'algorithme ThReADS (Threshold Reactive Adaptive Dynamic Spectrum) qui mesure en temps réel l'état d'attention soutenue chez l'utilisateur. Le classificateur est intégré l'actuelle itération du BCI.

Pour la phase d'évaluation, nous avons testé le BCI en laboratoire. Le design expérimental est composé de trois conditions. Tous les sujets font la même tâche et jouent à la même simulation. Cependant, une condition a des contremesures en tout temps tout le long de l'expérience (CCM), une condition se voit proposer les contremesures uniquement après un

évènement (ventes ou nouveau stock), et la condition de contrôle n'a aucune assistance du BCI. Ainsi nous pouvons tester les effets du BCI à des degrés d'assistances graduels : aucune, intermédiaire, continu.

Les résultats montrent que la condition ayant l'assistance continue propose une meilleure performance sans différence significative. Cependant, les deux conditions avec assistance montrent un niveau plus élevé d'attention soutenue et plus d'activité lors de la tâche. La condition avec assistance continue présente un état de vigilance plus stable que ses pairs lorsque l'on compare la classification faite par l'algorithme. De plus, notre approche à la classification de l'attention soutenue montre des résultats prometteurs. En la comparant à une approche plus classique, les décisions d'adaptation semblent plus significatives. En effet, les classifications en état critique de basse attention se présentent rarement, soit moins de 10%, contre plus de 20% avec l'utilisation de la baseline fixe. C'est un résultat important, car la rareté d'une alerte critique évite l'habituation. En effet, la présentation répétée d'un stimulus réduit la réponse comportementale et la réponse physiologique chez l'humain. Par conséquent, l'exposition répétée à des alertes sans que l'utilisateur ait à faire une action risque d'altérer la signification de celles-ci. La rareté d'apparition d'une alerte est nécessaire afin de contrer l'habituation.

L'objectif de ce projet était de fabriquer un BCI utilisant la mesure EEG de l'attention soutenue intégrable à des systèmes TI. Nous contribuons à la recherche en proposant une première itération d'un artefact fonctionnel de BCI et d'un algorithme adaptatif sous le nom de ThReADS. Quelques améliorations potentielles et limites seraient importantes à mettre en avant. Le design actuel limite la progression de la performance du système, il faudra simplifier le processus de classification de l'EEG entre la capture et la décision. L'utilisation de l'index offre des résultats intéressants, mais limite la granularité des décisions de classification. Des méthodes plus récentes, tel que l'apprentissage profond pourrait apporter une plus-value non négligeable à un tel système. De plus, malgré la condition de participation demandant un minimum de connaissance en administration nous n'avons pas mesuré, a priori, le niveau de connaissance réel des sujets. Ce facteur pourrait affecter les données collectées.

## Contributions et responsabilités personnelles

Table 2 Contribution et responsabilité dans la rédaction des articles

Activité	Contribution
Définition des requis	Définition de la question de recherche et la problématique – 60 % <ul style="list-style-type: none"> <li>• Problématique existante à l’initiation du projet</li> <li>• Contextualisation de la problématique dans un contexte d’entreprise</li> <li>• L’équipe a contribué à la définition des questions de recherche et l’approche a adopté</li> </ul>
Revue de littérature	Revue de littérature sur les interfaces cerveau-machine – 100 %  Revue de littérature sur les mesures neurophysiologiques utilisées – 75 % <ul style="list-style-type: none"> <li>• Soutenue dans ce processus par Élyse Labonté-LeMoyne et Alexander Karran</li> </ul> Justification des choix de design et développement – 100 %
Conception du design expérimental	Élaboration de la demande au CER et des demandes de changement – 60 % <ul style="list-style-type: none"> <li>• Demande de CER</li> <li>• Développement des formulaires de consentement et de compensation à partir de modèle</li> <li>• L’équipe opérationnelle s’est occupée de mettre à jour les changements apportés au CER</li> </ul> Protocole de l’expérience – 100 %  Installation de la salle de collecte – 25 % <ul style="list-style-type: none"> <li>• Salle installée par l’équipe d’opération</li> <li>• Des modifications mineures ont été apportées pour le bon déroulement de l’expérience</li> </ul> Conception du design expérimental – 80 % <ul style="list-style-type: none"> <li>• Soutenue par mes directeurs de recherche ainsi qu’Élyse Labonté-LeMoyne et Alexander Karran</li> </ul>
Conception de l’artéfact	Analyse des requis – 60 % <ul style="list-style-type: none"> <li>• Soutenue par mes directeurs de recherche, Élyse Labonté-LeMoyne et Alexander Karran</li> </ul> Principe de design – 75 % <ul style="list-style-type: none"> <li>• En collaboration avec Alexander Karran</li> </ul> Développement de la solution – 90 % <ul style="list-style-type: none"> <li>• Soutenue par Gilbert Babin</li> </ul>

	<p>Développement de l'algorithme de mesure de l'attention soutenue – 70 %</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Programmation de l'algorithme</li> <li>• Idéation en collaboration avec Alexander Karran</li> </ul> <p>Développement du pipeline d'analyse en temps réel de l'EEG – 50 %</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Pipeline développé en collaboration avec Élyse Labonté-LeMoyne</li> <li>• Intégration à la solution – 100 %</li> </ul>
Recrutement	<p>Recrutement des participants – 100 %</p> <p>Gestion des compensations, cartable d'expérience pour le suivi des participants – 50 %</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Présence lors de la moitié du processus de collecte</li> </ul>
Prétests et collecte	<p>Chargé des opérations lors des prétests – 100 %</p> <p>Chargé des opérations lors de la collecte – 50 %</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Présence lors de la moitié du processus de collecte</li> <li>• Présence en cas de problème ou besoin de support technique</li> </ul>
Analyse des données	<p>Analyses statistiques – 75 %</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Les données ont été analysées avec l'aide de l'équipe</li> </ul>
Rédaction	<p>Écriture des articles – 100 %</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Les articles ont été écrits avec les commentaires et conseils des coauteurs</li> </ul>

## Article 1

---

### **Sustained attention in a monitoring task: Towards a neuroadaptive enterprise system interface**

Théophile Demazure, Alexander Karran, Élise Labonté-LeMoine, Pierre-Majorique Léger, Sylvain Sénécal, Marc Fredette, Gilbert Babin

HEC Montréal, Montréal, QC H3T 2A7, Canada

**Abstract.** In today's data-driven information technology environment, the ability of humans to sustain attention over long periods of time has become an increasingly important skill. We report work in progress to create a novel passive brain computer interface (pBCI), designed to modulate a user's level of sustained attention in an ecologically valid information system (IS) context. To modulate sustained attention, we take measures of cognitive engagement and vigilance using electroencephalography (EEG) in real time, to form the basis of the BCI, and create a closed neurophysiological feedback loop which adapts elements of a dynamic user interface according to the user's level of sustained attention. The interface utilizes the ERPsim simulation engine to create an ecologically valid IS task supported by a real-life ERP framework.

**Keywords:** Passive Brain-Computer Interface · EEG · Vigilance · Adaptive System · Human-computer interaction · ERP.

## Introduction

Recent advances in information technologies, such as artificial intelligence and robotics are rapidly reshaping the way in which we interact with technology (Autor, 2015). Tasks commonly performed through human labour are becoming increasingly automated, creating vast subsets of tasks that require a high level of human decision readiness, and a high degree of sustained attention (SA) to monitor complex information systems (IS), and the data they create. Users of modern IS, ranging from critical systems infrastructure, to business logistics, require the ability to quickly synthesize and interpret a wide variety of information, to make correct and timely decisions. However, the rapid adoption of automation for administration and analysis tasks has resulted in a potentially hazardous business mindset that considers the human element as a secondary function (Warm *et al.*, 2008). Studies have shown that while automation has increased productivity by reducing information processing and cognitive load, it has decreased operator decision readiness and on-task safety, and that errors are often the result of a decrease in operator vigilance and SA (Molloy et Parasuraman, 1996; De Boer et Dekker, 2017), which resulted in a call for research in the IS domain (Brocke *et al.*, 2013).

Previous Research has demonstrated that performance in long duration SA tasks is greatly reduced over prolonged and continuous periods of time (Mackworth, 1948). This reduction in SA, termed the vigilance decrement (Parasuraman *et al.*, 1998) begins to manifest after 20–30 minutes of task engagement, whereupon reaction times and the probability of operator decision errors increase (Grier *et al.*, 2003). Thus, the vigilance decrement occurs when signals requiring detection are perceivable to operators, but do not compel changes in the operating environment. Our aim is to create a brain-computer interface that modulates a user's level of SA, by combining measures of task engagement, vigilance and an autoadaptive IS interface which creates attentional signals to encourage changes in the operating environment.

In the following sections of this manuscript we outline the design methodology and process framework for a BCI that monitors, classifies, and modulates a user's ability to

maintain a steady state of SA in real time while monitoring a complex logistics task in enterprise system, and report on results from preliminary analysis.

## **Artefact Design and Requirement Analysis**

Utilising design science methods (Hevner *et al.*, 2004), built upon application strategy 3 of NeuroIS (Brocke *et al.*, 2013) and synthesising previous work in the field of neuroscience concerned with task engagement (Pope *et al.*, 1995; Mikulka *et al.*, 2002; Léger *et al.*, 2014), we created an iterative design and testing strategy that allowed for rapid development and testing, utilising both synthetic and real neurophysiological data. To capture the requirements of the BCI artefact, we first analysed the needs of an ecologically valid business task, then analysed the needs of a SA task. From this analysis we identified 3 primary requirements:

1. The artefact must represent a real information system (IS) monitoring task.
2. The IS task and its duration must induce and promote a vigilance decrement in the user.
3. The BCI component of the artefact should provide counter measures (CM), to modulate the level of SA, leading to a performance enhancement of its user without obstruction of the IS task.

With regard to the requirement 3, the use of electronic countermeasures within an interface or software artefact, to improve task performance or modulate cognitive workload is currently an area of active research within the human factors community (see NASA HRR).

## **Implementation**

To meet requirements 1 and 2, we created an ecologically valid IS task utilising an enterprise system (Léger, 2006; Léger *et al.*, 2007) offering the functionality, process, reports, and data



to simulate a real-life organisation (i.e. SAP). To produce a vigilance decrement in the participant, we modified an enterprise system simulation called ERPsim (ERPsimLab, Montréal) so that time moves much slower than the speed suggested by the creators (Léger *et al.*, 2007), extending the duration of the task to 90 minutes. The task itself involves maintaining stock levels in 3 locations, and participants are asked to make logistical decisions concerning stock allocation. During the simulation participants are required to perform 15 maintenance and 4 decision tasks each of 4 minutes duration. Stock depletion rates are non-uniform and dependent on different demand functions. A maximum stock capacity is provided to force decisions as soon as new stock is received, and all correct, incorrect, and missed decisions are logged for later analysis. Thus, the task was reduced to a monitoring task requiring a high level of sustained attention.

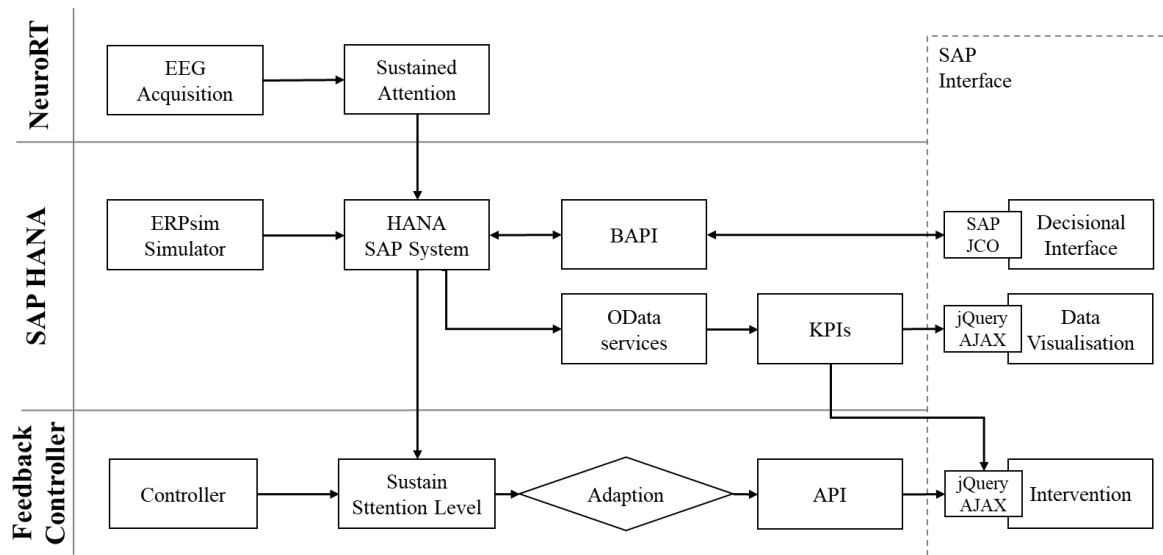


Figure 2 BCI Artefact Software Architecture Schematic

The architecture of the BCI artefact has two components, hardware (section 2.2), and software (See Figure 2.), which consists of three elements: 1.) NeuroRT software (Paris, France) implementing real-time data processing to extract SA according to chosen parameters. 2.) SAP HANA (Walldorf, Germany), which deals with back-end operations such as, storing and serving the neurophysiological data, displaying the information dashboard, and running the simulation and storing the data it creates. OData services allow

the creation of the information dashboard which is automatically refreshed using asynchronous AJAX calls, the decision interface is provided using SAP JCO to directly call BAPI. SAP HANA is deployed to support the experiment via a HANA server owned by HEC Montreal. 3.) the Feedback Controller provides the CM mechanism developed in Python, to classify a user's level of sustained attention provided by 1. and served to by 2. All information displayed within the interface follows the concepts of dashboard design (Few, 2006; Few, 2012) and is provided through API queries. Furthermore, to modulate the attentional state of the user, interface CM are applied using a dynamic colour palette to indicate to the user their level of attention, such that the screen background is: white= high, amber = below optimum, red = poor. Thus, during active task phases, if the user remains in a heightened state of SA, there are no CM and the interface remains unchanged.

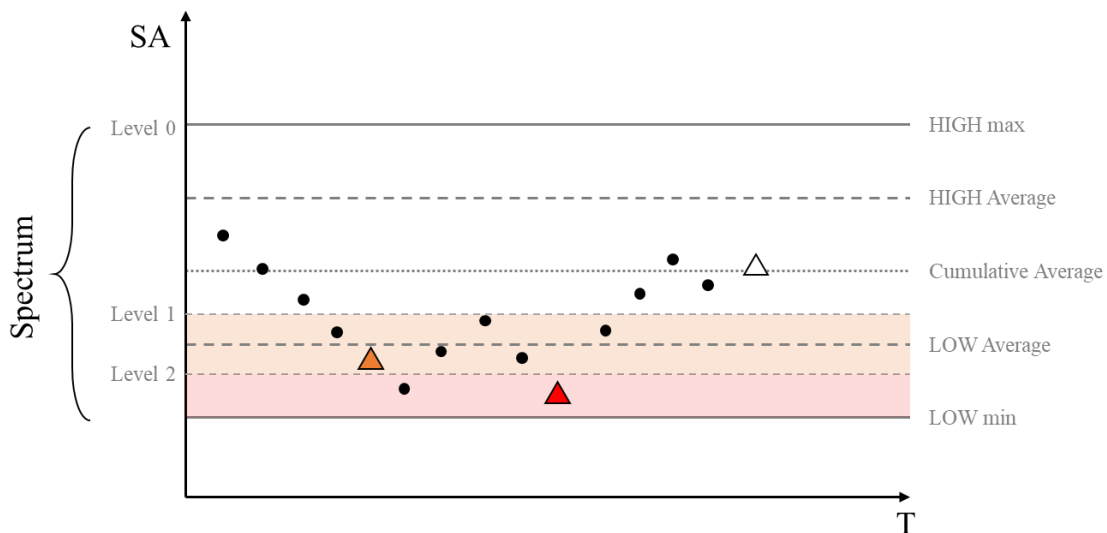


Figure 3 User-Specific Attention Spectrum

## Neurophysiological Methods

We utilise Pope *et al.*'s (1995) engagement index to provide real-time assessment of a user's attentional state and to drive the neurofeedback mechanism of the simulation task interface. This index has been previously used to observe a vigilance decrement (Léger *et al.*, 2014; Mikulka *et al.*, 2002), making it an ideal candidate measure for this BCI. Following Mikulka *et al.* (2002) we used a sensor hardware platform consisting of a 32 electrode EEG

(Brainvision, Morrisville, NC), to measure variations in brainwave activity in the  $\theta$  (4-7Hz),  $\alpha$  (8-12Hz) and  $\beta$  (13-21Hz) bands from F3, F4, O1, O2 on the international 10–20 system (Jasper, 1958). The SA index is calculated using  $\beta$  (power) divided by  $\alpha$  (power) plus  $\theta$  (power).

From a proposed participant pool of  $N= 30$ , 12 participants (6 female) aged 18-43 (Avg. = 24.89), have so far taken part in the study. Participants were of good health and possessed normal or corrected to normal vision, all signed consent in line with the University's ethics board and compensated 50 CAD. Participants were provided with a mouse and keyboard and sat approximately 80 cm from a 24" computer screen.

The experimental task is split into 2 parts: calibration, lasting 22 mins, and testing, lasting 90 mins. During calibration the SA index is personalised to individual participants to create a spectrum scale of values ranging from high to low. Calibration is composed of a 1 min baseline (passive observation), then an engagement task of 10 mins, then a 1 min baseline and a vigilance task of 10 mins. We then compute thresholds for the individual that allow a variable spectrum of index values for user SA state, that fluctuates during part 2 of the experiment (see Figure 3.) in response to changes in mean SA threshold levels over time. These thresholds form the basis of a set of rules that are coded to create a "fuzzy logic" classifier that classifies SA into three levels where 0 = high SA, 1 = moderate SA and 2 = low SA. These classifications are then used by the feedback controller to produce CM (i.e. changes in the background colour) to modulate SA in the user.

## **Evaluation**

Initial development of the BCI was completed iteratively using a combination of simulated EEG data, observation, and hands-on tests. The ERP simulation and task interface were built and tested, with and without adaptations, using test participants to provide feedback concerning the task, the simulation, and the overall experience.

The full experimental procedure (calibration and test) is run to evaluate the current BCI - IS artefact. Participants are randomly assigned to 1 of 3 conditions: no CM; continuous CM; event-based CM. During continuous CM, modulation occurs during the whole experiment. Event based CM consists of modulation only during event phases. User performance during the simulation is measured through actions per minute (APM), percentage of decision errors (PDE) and simulation score, this is then compared with SA level to assess the impact of SA modulations. Participants complete a questionnaire at the end of the procedure to provide a subjective assessment of perceived workload, level of boredom and affective response towards the task and interface. The questionnaire is composed of the raw-TLX (Hart, 2006), a shorter version of the NASA-TLX (Hart, 1988), the Boredom Experience Scale (Van Tilburg et Igou, 2012; Vodanovich et Watt, 2016), and a SAM Scale (Bradley et Lang, 1994).

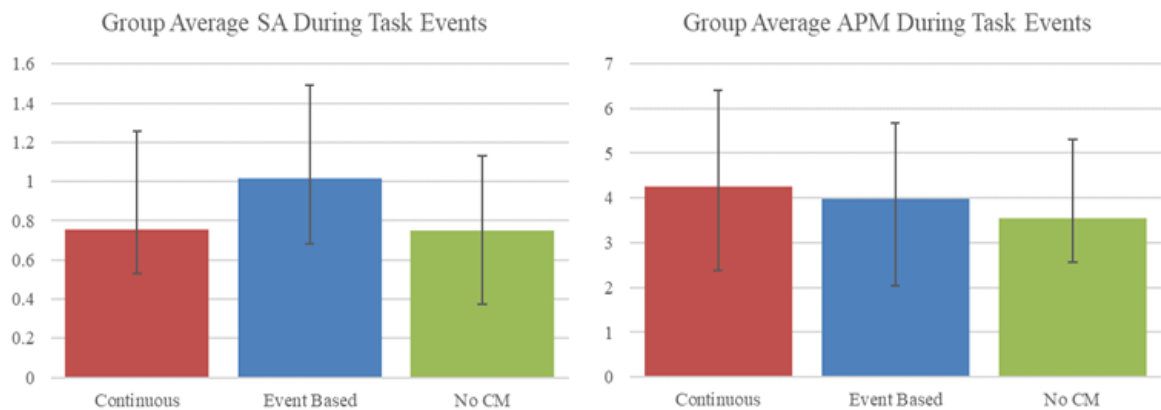


Figure 4 Preliminary results  $n = 12$ ,  $n = 4$  per group showing mean SA and APM across conditions during task events

Figure 4 displays the mean SA and mean APM values for each group ( $n = 4$ ) during task events for the currently available data, error bars represent variance within group. In this figure we observe almost no discernable mean difference in SA between the no CM ( $\mu = 0.75$ ) and continuous CM ( $\mu = 0.76$ ) groups, however given the within group variance, this may not reflect the overall strength of the effect once all data is collected. Looking at the APM difference between the same groups, we see that the trend indicates that those in the continuous CM group perform more task actions within active task events. However, if this

effect correlates with less decision errors remains to be determined. Looking at the effect on SA and APM for the event-based CM group, shows a higher mean SA ( $\mu$  1.01) than both no CM, and continuous CM groups and a higher APM than the no CM group. This potentially indicates that event-based CM promotes higher SA, but not necessarily more actions within active task events, when compared to the continuous CM group, whether the effect of increased SA and APM equates to less decision errors remains to be determined after data collection is complete.

### **Work in progress and next steps**

The data so far indicate that the BCI artefact has a positive modulating effect on a user's level of SA, and positively influences the actions they take during active event periods during the enterprise system simulation. However, it is yet to be determined if this effect remains positive across both CM groups after data collection and analysis is complete. Furthermore, the relationship between modulated SA, increased APM and decision errors remains to be explored, as does the correlation between a qualitative assessment of performance, workload, and SA with quantitative observations.

In addition to utilising EEG to measure SA for this project, we also employed functional Near Infrared Spectroscopy (fNIRS) concurrently to measure changes in SA. fNIRS measures the haemodynamic response function of cortical areas to infer synaptic network activation. From this we seek to gain a deeper understanding of SA and apply machine learning to these data, to determine if fNIRS could also be used classify SA in real-time. Furthermore, we seek to utilise both fNIRS and more sophisticated derivatives of EEG data to create a hybrid BCI with the potential to provide a more granular, dynamic, interface environment and more robust SA assessment. We look forward to reporting our results once data collection and analysis is complete.

## References

- Autor, David H. (2015). "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation." *Journal of Economic Perspectives*, 29(3): 3–30.
- Warm, J.S., Matthews, G., & Finomore, V.S. (2008) Workload and stress in sustained attention. In P.A. Hancock and J.L. Szalma (Eds.), *Performance under stress*, pp.115-141. Aldershot, UK: Ashgate Publishing.
- Molloy, R., & Parasuraman, R. (1996). Monitoring an automated system for a single failure: Vigilance and task complexity effects. *Human Factors*, 38, 311–322.
- De Boer, R.; Dekker, S. (2017). Models of Automation Surprise: Results of a Field Survey in Aviation. *Safety*, 3, 20.
- 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.
- Mackworth, N. H. (1948). "The breakdown of vigilance during prolonged visual search." *Quarterly Journal of Experimental Psychology* 1(1): 6–21.
- Parasuraman, R., Warm, J. S., & See, J. E. (1998). Brain systems of vigilance.
- Grier, R. A., et al. (2003). "The vigilance decrement reflects limitations in effortful attention, not mindlessness." *Human Factors* 45(3): 349–359.
- Von Alan, R. H., et al. (2004). "Design science in information systems research." *MIS quarterly* 28(1): 75–105.
- Pope, A. T. B., Edward H.; Bartolonne, Debbie S. (1995). "Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task."
- Mikulka, P. J., et al. (2002). "Effects of a Biocybernetic System on Vigilance Performance." *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society* 44(4): 654–664.
- Léger, P. M., Davis, F. D., Cronan, T. P., & Perret, J. (2014). Neurophysiological correlates of cognitive absorption in an enactive training context. *Computers in Human Behavior*, 34, 273-283

- NASA HRR "Development of a Software and User Interface to Support Scenario Modeling of Astronaut Schedules to Aid in the Selection of Fatigue Countermeasures within the Behavioral Health and Performance Dashboard (BHP-DS)"
- Léger, P.-M. (2006). "Using a simulation game approach to teach enterprise resource planning concepts." *Journal of Information Systems Education* 17(4): 441.
- Léger, P.-M., Robert, J., Babin, G., Pellerin, R. and Wagner, B. (2007), *ERPsim*, ERPsim Lab, HEC Montréal, Montréal, Qc.
- Few, S. (2006). "Information dashboard design."
- Few, S. (2012). *Show me the numbers: Designing tables and graphs to enlighten*, Analytics Press.
- Jasper, H. H. (1958). "Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography." *Clinical Neurophysiology* 10(2): 370-375.
- Hart, S. G. (2006). *NASA-task load index (NASA-TLX); 20 years later*. Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA.
- Hart, S. G. and L. E. Staveland (1988). *Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research*. *Advances in psychology*, Elsevier. 52: 139–183.
- van Tilburg, W. A. and E. R. Igou (2012). "On boredom: Lack of challenge and meaning as distinct boredom experiences." *Motivation and Emotion* 36(2): 181–194.
- Vodanovich, S. J. and J. D. Watt (2016). "Self-report measures of boredom: An up-dated review of the literature." *The Journal of Psychology* 150(2): 196–228.
- Bradley, M. M. and P. J. Lang (1994). "Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential." *Journal of behavior therapy and experimental psychiatry* 25(1): 49–59.

### **Enhancing sustained attention, a brain-computer interface integration to enterprise information systems**

Théophile Demazure, Alexander Karran, Élise Labonté-LeMoyne, Pierre-Majorique Léger,  
Sylvain Sénécal, Marc Fredette, Gilbert Babin

HEC Montréal, Montréal, QC H3T 2A7, Canada

**Abstract.** Automation is transforming enterprises' processes. Vast types of activities are affected, changing operational jobs into monitoring tasks. Consequently, the ability to sustain attention during extended periods of monitoring is becoming a critical skill. This manuscript presents a Brain-Computer Interface (BCI) solution with the objective to combat decrement in attention during a monitoring task on an enterprise system. A brain-computer interface is a system which uses physiological signals output by the user as an input. The goal is to provide a better understanding of human responses while performing surveillance tasks, and to find ways to increase performance. Decision readiness and the ability to synthesize complex and abundant information in a brief period of time during critical events has never been more important. This study was conducted using a design science approach. Requirements and design principles were developed using extensive literature. An artefact was derived to demonstrate the feasibility and the value of a BCI in critical enterprise activities. The BCI solution and an adaptive interface were implemented and evaluated during laboratory experiments with an ecologically valid task. The results showed that the artefact was able to modulate the user's sustained attention and modify its behavior positively. Sustained Attention levels are higher in the conditions with assisted by the BCI. Furthermore, we can see a positive impact of this increased cognitive response in the users'



performances. The research concludes with the future directions of the iterations with the goal to deepen interface adaptiveness, facilitate such system integration to multiple architecture and increase real time classification of the attention state.

## **Introduction**

The role of human labor in the workplace is being deeply transformed by the rapid improvements in technology and automation (Autor, 2015). Since the 18th century, manual human labor was augmented or automated to increase gains in productivity. Today, robotics and artificial intelligence are accelerating the transformation of the production processes, such that human cognition is now the target for augmentation or automation. This can be observed in the number of “knowledge worker” tasks being automatized by robotic process automation (Lacity et Willcocks, 2015), leading to increased productivity among an extensive variety of professions, transforming those tasks from those requiring operational skills to those requiring monitoring skills (Bainbridge, 1983).

The impetus to automate traditionally human tasks has already been observed in a number of critical tasks, such as radar surveillance, piloting aircraft and air-traffic control. Decades of research in the area of human factors have identified significant issues concerning how humans interact and work with automated processes. The workforce is not equipped with the skills required to perform optimally under conditions of continuous and accelerating change. Workers must adapt to changes in the type of task, task structure and information available required to perform those tasks (Lee et Seppelt, 2009). These new adaptations in will require a change in how humans manage energetic resources in terms of motivation, fatigue and cognitive load. Automated systems can fail and have severe consequences if there is a lack of sustained attention from the monitoring operator. (Kaber et Endsley, 2004) showed that intermediate levels of automation and variability in through adaptive automation increased task performance, highlighting that interacting with automated systems is a difficult task, and more so for long duration monitoring tasks which rely on an individuals’ ability to maintain an optimum level of sustained attention.

There are multiple factors that have negative effects on human operator levels of sustained attention and thus performance when monitoring automated systems. Mackworth (1948) demonstrated that the ability to detect visual signals decreases sharply after 30 minutes of visual search, this was later correlated with reaction times, which were shown to increase (McCormack, 1960; Buck, 1966). Exhaustive research in human factors has shown that, situation awareness, workload or complacency when interacting with automated systems can also influence operator performance (Parasuraman *et al.*, 2008; Parasuraman et Manzey, 2010). Neurophysiological studies have further proposed other negative factors that affect operators sustained attention, such as drowsiness, motivation, stress, and habituation (Oken *et al.*, 2006).

There are diverse methods to tackle sustained attention reduction. A novel approach is the use of brain-computer interfaces (BCI) as an assistive technology (Venthur *et al.*, 2010). BCI are systems that utilise the neurophysiological data of the user as an input to a computer system to provide decision support, adapt an interface or display feedback. A BCI relies upon signals derived from the brain. Commonly these signals are recorded using Electroencephalography (EEG), through the placement of electrodes on the surface of the head. Initially, BCI was used primarily for medical research. In this context, BCI has been used to circumvent nerves and muscle tissues to derive signals directly from the brain to use as input (Vaughan 2003), for example, prosthesis or robotic arm control for users with spinal cord injury (Müller-Putz *et al.*, 2005; Müller-Putz *et al.*, 2018) or to control a wheelchair as an additional input to the classic controllers (Carlson et Millan, 2013). BCI is also seeing significant applications in other domains such as information system research (Dimoka *et al.*, 2012), user experience research, and entertainment (Pauna *et al.*, 2018). Commercial development is improving performance, cost, and robustness of hardware and software for both EEG and BCI (Brunner *et al.*, 2011). Systems like BCI2000 are a huge step towards generalizable applications (Schalk *et al.*, 2004), providing a single system capable of providing multiple services and methods.

The objective of the study presented in this manuscript is to develop a brain-computer interface (BCI) to combat the vigilance decrement during extended monitoring IT tasks,

through the modulation of a user's sustained attention, to increase task performance. We applied the design science research framework, to inform the design of the BCI artefact based on business needs and applicable information system methods (Hevner *et al.*, 2004). Furthermore, we implemented a prototype in a real context and improved the physiological assessment of sustained attention.

The remainder of this manuscript is structured following the design science research publication schema (Gregor et Hevner, 2013). In the following sections we present, related literature, the methodological approach and design principles used to develop the artefact, an objective analysis of the artefact, and a study to demonstrate and the evaluate of the artefact.

## **Background**

There are a number of ways to measure and utilise neurophysiological activity to drive computer systems. The research presented here describes the development of a passive brain-computer interface, to address the issues surrounding the maintenance of an optimal level of sustained attention during monitoring tasks.

## **Brain-Computer Interface**

BCI are part of a multidisciplinary field at the intersection of neuropsychology, physiology, engineering, and computer science (Mason et Birch, 2003). Zander *et al.* (2009) categorized BCI systems into three types: active, reactive, and passive BCI. Active and reactive BCI are used to directly control an interface, passive BCI (pBCI), are used within support systems and for user-state detection. Passive brain-computer interfaces (pBCI) deliver implicit interactions between the user and the system, in that, the BCI output does not directly control the targeted system (robotic arms, wheelchair, etc.) but recognizes it as an input (George et Lécuyer, 2010). The implicit psychophysiological state of the user is used to drive interactions at the interface which in turn induce a continuation or differentiation of that state as part of a closed feedback loop, which enhances the human-machine interaction.

This form of “passive” BCI has been used in studies exploring *adaptive automation*. The goal was to find the optimal task allocation between human and system to deliver optimal performance of the human operator (Pope *et al.*, 1995; Prinzel, 2000). It was found that varying the level of automation from fully automated to partially automated could improve the mental engagement of the operator. The same principle was applied to surveillance tasks, by modifying the rate of signal detection events dependent on the operators’ level of vigilance (Mikulka *et al.*, 2002). Moreover, if users’ cognitive state can be considered by a system, emotion can be used as an input as well. Passive BCI can also bring value to video game development by enhancing immersion and adapting to negative and positive emotional feedback from the user in real time (Fairclough, 2016).

Zander and Kothe (2011) detailed three benefits of pBCI: *complementarity*, *composability*, and *controlled costs*. The *complementarity* of such a system with the task of the user without interfering allows an implementation without modifying the actual work process. The *composability* offers the opportunity to use multiple physiological signal inputs in parallel without conflicts. The *controlled cost* of the pBCI is greatly reduced as it does not require prior training. These properties make pBCI a good fit for artefacts that enhance the performance of operators involved in long duration monitoring tasks.

### **Sustained Attention**

The concept of human sustained attention was introduced by Mackworth (1948) as a component of vigilance. It was referred as the ability to react to rare and unpredictable signals over an extended period of time. He showed that sustained attention decreased sharply after 20–30 minutes performing visual search tasks. He defined this decrease in sustained attention as the vigilance decrement. Since then, the vigilance decrement has been studied extensively. However, each new study coined a new term for the phenomena, depending on the topic of research. For the purposes of the research presented in this manuscript, we utilise the term sustained attention to cover tonic alertness, attention, and the vigilance decrement as defined by (Oken *et al.*, 2006).

The human attention system is proposed to be composed of three networks: *alerting*, *orienting*, *executive control* (Petersen et Posner, 2012). The *Alerting network* refers to the ability to maintain the focus and the performance during visual search tasks (Posner et Petersen, 1990). The *Orienting network* corresponds to the capacity to focus on specific and important signal sources or an internal semantic structure previously memorized (Posner, 1980). Finally, the *Executive control network* defines the ability to detect the target while inhibiting task irrelevant areas. This network represents the cognitive process to select sensory inputs, resolve conflicts between conflicting feedbacks, monitor and resolve errors (Posner et Rothbart, 1998).

A state of sustained attention determines the performance and effectiveness while performing long duration monitoring tasks requiring a high degree of focus. “Sustained Attention represents a basic attentional function that determines the efficiency of the ‘higher’ aspects of attention and of cognitive capacity in general” (Sarter *et al.*, 2001). Operationalising the attentional system was first proposed by Pope *et al.* (1995) who developed an “engagement index” to provide a single value of sustained attention, this index was derived from oscillations in frequency bands within the brain consisting of beta (a measure of focus and alertness), alpha (a measure of inhibition or relaxation) and theta (a measure of active inhibition) to give the ratio  $\beta/(\alpha+\theta)$ . This research was later reproduced (Freeman, 1999) and used in a vigilance task context (Mikulka *et al.*, 2002). The engagement index rests on the hypothesis that increases beta power represents an increase in arousal and attention. While a decrease of alpha and theta power represents a reduction of attention (Scerbo *et al.*, 2003).

### **BCI for Long Duration Monitoring Tasks**

Currently, there are few examples of a BCI that modulates a user’s sustained attention level. The first example was created by Alan. T. Pope and colleagues (Pope *et al.*, 1995) who developed the task engagement index to drive adaptive automation. The goal was to increase or decrease the cognitive workload of the user to maintain optimal task engagement to enhanced task performance. The same approach was taken by (Parasuraman *et al.*, 1996) to

study the effect of adaptive task allocation during a monitoring task. The monitoring of automation was increased with the adaptive allocation of tasks while performing a multitask flight simulation. The “engagement index” appears to have stood the test of time having been used in a number of more recent studies, such as modulating signal event rates in real time during a vigilance task (Mikulka *et al.*, 2002) and adapting the difficulty of a Tetris game in real time (Ewing *et al.*, 2016; Fairclough, 2016). In these latter studies, it was found that the index can prove volatile when used in real time without some form of computational classifier, which takes into account how a user’s level of measured engagement evolves over time. As a consequence, the difficulty level of the game would shift rapidly inducing phases of cognitive demand overload. Within this manuscript, we propose and test a computational classifier that specifically addresses this issue.

Recent advances in machine learning, software frameworks, the increasing diversity of signal capture opportunities, and a reduction in the cost of sensor technologies, now enable BCI technological solution to be tailored to suit other applications (Muller-Putz *et al.*, 2015). The NeuroIS research community (neuroscience in information systems) perceives opportunities with the use of BCI and neuroscience tools as an integrated function of information systems (Brocke *et al.*, 2013). For example, a BCI application for financial tasks and emotion regulation to increase decision quality, presents realistic opportunities (Astor *et al.*, 2013). Other applications of passive brain-computer interface could help operators in a variety of enterprise tasks, such as monitoring complex interfaces for machinery control, logistics management or any other business-related tasks on ERP systems.

## **Methodological Approach**

The work presented in this manuscript started from a research need: to prototype a pBCI to assess and modulate sustained attention. Following the design science research methodology process (Peffer *et al.*, 2007), we developed an objective-centered solution. Design science philosophy offers guidelines and evaluation methods to create innovative artefacts (Hevner *et al.*, 2004). The process ensures that the relevance a prototype is justified, and that design decisions are grounded on strong foundations (Hevner, 2007). To do so, we addressed the

scientific and managerial literature to be confident that the objectives stated, correspond to the actual problem. From these objectives, we derived a series of requirements for the artefact and supported our design with previous research from the fields of neurophysiology, NeuroIS, human factors and physiological computing.

Starting from the work of Hevner *et al.* (2004) and Peffers *et al.* (2007), we derived an iterative design and development pipeline (see Figure 5.). This pipeline enabled us to divide the development of the artefact into small incremental steps, each step becoming a prototype that could be tested as a component of the larger artefact ecosystem. Both testing and development were performed in parallel to accelerate the process using synthetic and real neurophysiological data. Moreover, implementation and testing of component and system level designs were completed using self-report questionnaires, computerized tools, and observation.

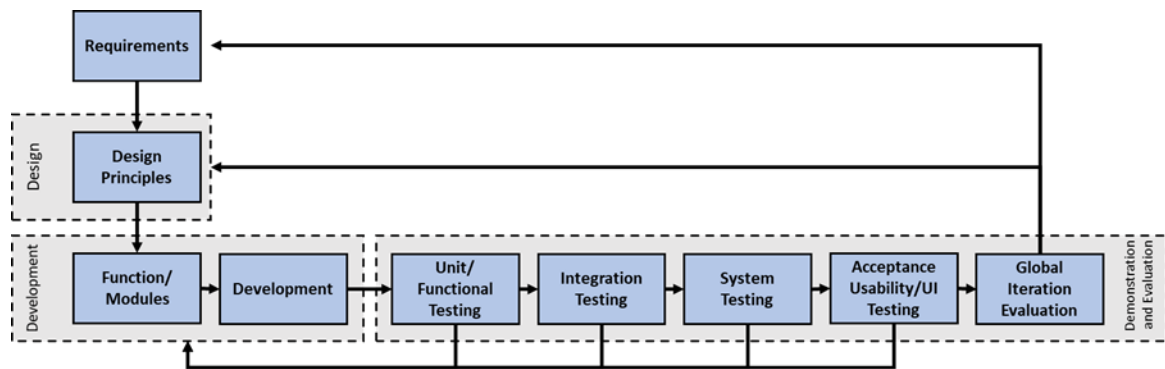


Figure 5 Design & Development Pipeline

The work presented here represents a first step prototype (ideation, requirements, design, testing and implementation) does not include the development of “meta-requirements” or “meta-design” (Walls *et al.*, 1992) for design science research with BCI. Our work approached the design theory process, as a utility theory to solve or improve particular challenges in BCI development (Venable, 2006).

The work presented goes beyond routine design, as such, we focus on developing novel solutions to BCI and adaptive systems problems. Our aim is to contribute to IS and NeuroIS fields by providing prescriptive knowledge with a novel algorithm and working prototype. In the following sections, we present the instantiation of the passive brain-computer interface and a new method for sustained attention classification, based on previous research and following design science presentation guidelines (Gregor et Hevner, 2013).

### **Objective of the Artefact**

Currently, there are no BCI artefacts to support sustained attention tasks performed by humans, despite the strong interest in the subject in human factor and neurophysiology domains. This research aimed to answer the following research question.

*Does the integration of a pBCI within monitoring task allow the user to maintain sustained attention over a prolonged period?*

In line with Peffers *et al.* (2007) design science method, we performed a literature review and ideation (brainstorming) with the team involved in the project, in order to capture three principal requirements for the pBCI artefact. To do so, we addressed the creation of an ecologically valid task within a business environment. In neurophysiological information systems context, it is of primary importance that the task must feel both useful and business-oriented. The user must be consistently engaged in a task which requires business decisions and assesses the impact of these decisions over time. Keeping in mind that the level of automation of any decisions and actions should be carefully selected to allow for a monitoring task with consecutive decision events (Parasuraman *et al.*, 2000). To create a task requiring sustained attention, the task must test a subject's readiness to detect decision events, after a long period of monitoring (Petersen et Posner, 2012). Furthermore, the artefact needs to display all the information required to support the user's decisions, and provide



feedback concerning performance, and the current state of the system to perform projections (Endsley, 1995).

The three requirements that were derived from ideation consist of:

- *Requirement 1:* The design artefact needs to represent a real monitoring task in an authentic information system environment.
- *Requirement 2:* The IS task and its duration must induce and promote a vigilance decrement in the user.
- *Requirement 3:* The BCI component of the artefact should provide countermeasures, to modulate the level of sustained attention, leading to a performance enhancement of its user without obstruction of the IS task.

To fulfill requirement one, we created an ecologically valid business logistics task, presented using an information dashboard, similar to those found in enterprise planning and resource systems. The second requirement was fulfilled by setting task length to 90 minutes and by manipulating the timing between decision and monitoring periods, to create prolonged periods of monitoring followed by shorter periods of critical decision making. To fulfill the final requirement, the BCI component is designed to drive an interface that presents feedback to the user depending on their current and previous level of sustained attention, in operation the user is aware only of their current level of sustained attention which is presented as a colored gradient projected as a background alteration in real time. In this the interface countermeasure does not interfere with the user while performing the task itself.

To evaluate the artefact the following hypothesis were developed:

H1. Are countermeasures capable to positively modulate sustained attention?

H2. Does a highly modulated level of sustained attention have a positive effect on task performance?

H3. Does an intermediate modulated sustained attention level have a positive effect on performance?

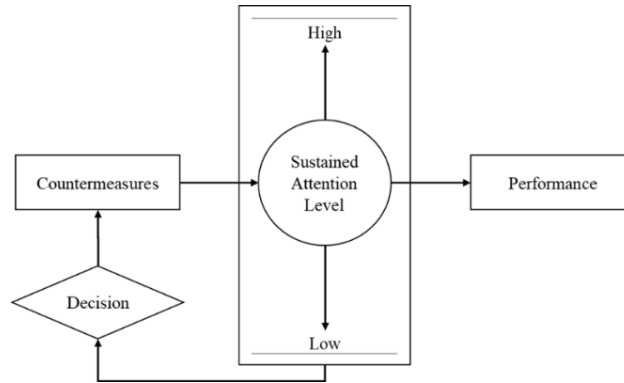


Figure 6 Theoretical Feedback Loop of the Artefact

Shown in Figure 6 is a conceptual schema of how the proposed artefact will operate as part of a decision-adaption cycle: sustained attention is measured via EEG and integrated into the pBCI, a classification decision is taken, and then depending on the level of measured sustained attention interface countermeasures are actioned to encourage positive changes in sustained attention if required. It is hypothesized that this decision-adaption cycle will increase task performance over the course of a long duration monitoring task.

## Design and Development

### Design Principles

Further iterating the design process as outlined in the preceding sections, we have taken the three requirements and expanded upon them to differentiate between two development cycles, one for interface development and one for the pBCI, referred to as the feedback controller. The system architecture resulting from this separation can be seen in Figure 7. Here we have taken the approach of designing a biocybernetic control loop (Pope *et al.*, 1995) that starts with implicit measurement of the user, then routes through the system architecture for a decision-adaption cycle, before returning to the user as interface feedback.

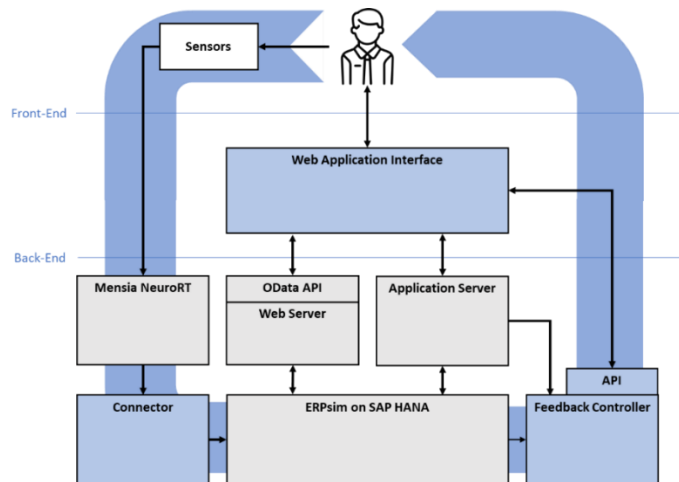


Figure 7 pBCI Integration Architecture Design (Biocybernetic loop represented by the blue arrow)

## Interface

Requirement 1 specifies the need for an ecologically valid business task to provide the context for a business information systems environment. The ecological interface design framework (Vicente and Rasmussen, 1992; Rasmussen and Vicente, 1989) provides insights on the design of complex systems interaction. The first pillar of the framework states that the user must have the ability to make decisions directly within the monitoring interface and that the information displayed must follow an isomorphic structure. The second pillar proposes that the user be presented information that has a direct relationship to the task and its constraints in order to support their actions. The last pillar consists of mapping the process structure to help the user externalize a mental model of the task to facilitate problem solving. Applying the framework to a complex decision-making task, ensures the presentation of the relationship between tasks performed and the consequences of any actions taken to complete those tasks to the user. Distilling the framework for applications in the current work, we derived the following design requirements for the creating the monitoring task interface:

*Interface requirement 1:* Reproduce a real-life hands-on task that requires monitoring and decision cycles

The user will interact with a partially automated process task, consisting of business logistics planning, where decisions are sporadic but of critical importance. Utilising as decision model informed by (Endsley, 1995) situational awareness theory, that allows the user to perceive and understand the current system state, and project it to inform future actions, while constantly updating to reflect incoming information.

*Interface requirement 2:* Provide detailed information about the task, and its performance, taken from an enterprise system in real time

Information needed to perform both monitoring and decision tasks is to be displayed and updated in real time, the user can thus, monitor the automated process and make timely critical decisions.

*Interface requirement 3:* Design non-obstructive countermeasures

The final requirement for the interface determines in what manner the pBCI will interact with the user during the task. Using implicit monitoring of the user's state of sustained attention to inform the pBCI, should enable the user to modulate their level of sustained attention without obstructing the task. As shown in the literature, users tend to be distracted or drowsy during long lasting monitoring tasks. The countermeasure should not attract the user's focus at the expense of the task yet still be in his field of view and perceptible. Human factors research developed some principles for alert design in an extensive set of applications, e.g. cockpit alerting systems to meteorological applications. Placement, visibility, prioritization, color and habituation have to be considered (Phansalkar *et al.*, 2010).

### *Feedback Controller*

The pBCI (feedback controller) has its own set of design requirements in order to function within the overarching architecture of the artefact. As expressed in our requirements

analysis, the artefact is required to provide a real time assessment of the user's sustained attention in such a way that the interface can provide countermeasures to combat the vigilance decrement.

To integrate seamlessly with the system architecture the feedback controller should be unperceivable from a user's perspective. Moreover, the pBCI is required to capture data from the enterprise system, as such it should be fully embedded to avoid any conflict or unauthorized access to the information system. We derived four requirements to meet these needs:

*pBCI requirement 1: Integrate seamlessly with the ERP Architecture*

The time between the capture and the translation of the EEG data should be minimized to give the user representative countermeasures of its attention

*pBCI requirement 2: Classify user's sustained attention in real time*

The classification of attention should be based on literature and previous research on sustained attention, vigilance and tonic alertness to measure and infer, with a high degree of confidence, the construct of sustained attention.

*pBCI requirement 3: Synchronize physiological signals, simulation and users use of the interface data*

To allow for post-hoc analysis, the design of the pBCI should synchronize the experiment data. EEG signal, attention assessment, countermeasures logs, action taken by the user and information simulation are needed for future analysis and evaluation of the artefact.

*pBCI requirement 4:* Translate the sustained attention classification output into a usable data input

The output of the pBCI should be the results of the classification, for example the level of attention, and not the countermeasures itself.

## **Implementation**

In the following section we present the implementation of the artefact derived from the stated design requirements. The section describes the experimental setup, the approach taken to classify sustained attention and its integration within a widespread commercial ERP (e.g. SAP).

### **Experimental Setup**

For EEG data collection, a 32 electrodes headset was used following the international 10–20 system (Jasper, 1958). The signal was processed by Mensia NeuroRT (Paris, France), a software specialized on acquisition, cleaning and transformation of EEG data in real time. The acquisition was done through NeuroRT Acquisition Server. The server captures the EEG data directly from the BrainAmp amplifier connected to an actiCAP 32 Ch Standard-2 from Brain Product. Participants were sat in front of a desk with an adjustable chair for their comfort around 80 cm from a 24” computer monitor, participants were also provided with a mouse and keyboard to interact with the task interface.

### **Task**

To create an ecologically valid IS task, that fulfills the design and interface requirements we employed an ERP system that offers an environment simulating a real-life firm. ERPsim is a business simulation based on SAP (Léger *et al.*, 2007; Léger, 2006; Léger *et al.*, 2012), and with some modification and automation, allows a task to be generated that requires a number of monitoring and decision cycles. ERPsim has been shown to provide a simulation with enough granularity to provide a platform for experimental research in NeuroIS (Loos *et al.*, 2010). Furthermore, the ERPsim simulation engine creates an engaging environment by generating and automating the data flows of an authentic business (Léger, 2006).

For the business logistics task, the participant is instructed to maximize sales by maintaining minimal stocks in three different regions. When stock is available, decisions are

required about which region to sell it in. Decision choices are based upon the information displayed within the interface concerning the current state of the “business”. After a decision has been taken and the stock transferred to be sold, the participant must monitor sales to make more informed choices when the next restock event occurs, in order to maximise sales, a key performance metric. The fictitious business follows trends that the participant must identify during the monitoring phase of the task. Good decisions increase sales, bad decisions aggregate unsold products in a region and reduce final total sales. All variables were automated, except the decisions required to send bulk quantities of products and to what areas. The simulation was modified to slow it down to 1 hour and 30 minutes instead of the 20 minutes recommended by the creators, with the goal to induce boredom and a vigilance decrement. The simulation was composed of two types of tasks: monitoring and decision. The participant receives new stocks every 22.5 minutes and sales occur every 4.5 minutes.

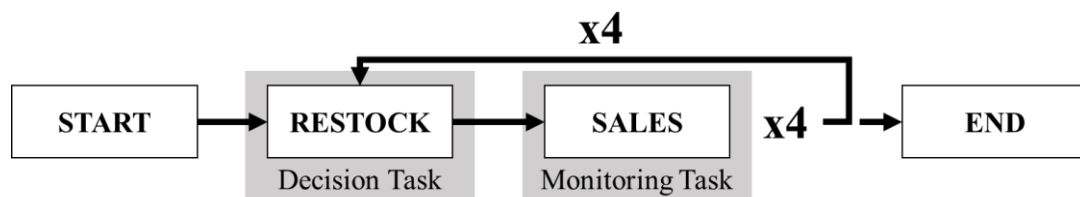


Figure 8 Simulation events process

### Neuroadaptive interface

As discussed previously the primary design requirement of the neuroadaptive interface is to record implicit data concerning a user’s level of sustained attention, then forward this data for use within the decision, simulation, countermeasure and interface components of the artefact. The simplest method of developing the interface was to utilise a web-based application directly connected with SAP. SAP allows the creation of an “API” via OData services to connect directly to data views in the ERP database. To handle push requests to the system, a middleware called SAP JCo (SAP Java Connector) was employed, this enables the creation of compatible components in Java applications. To make interactions with the interface fluid and seamless, without the need to manually change or refresh the interface,



we employed Ajax (Asynchronous JavaScript and XML), which allowed the entire interface to run asynchronously. Ajax applications are quicker and more responsive by reducing traffic to and from the server, ideal for real time applications (Garrett, 2005; Paulson, 2005). This design methodology allowed us to run the feedback controller concurrently to deliver interface countermeasures without obstructing user task.

The interface consists of 5 KPIs (Key Performance Indicators) to aid the user to complete the task: product contribution margin, percentage of sales per area, total quantity sold per area, current stock, and inventory turnover in days. The KPIs were updated every 5 seconds to present participants with the opportunity to make a sales decision as needed. To develop the information dashboard, we followed design concepts on information presentation (Few, 2006; Few, 2012).

To address interface requirement 3, the interface countermeasures were designed to follow a traffic lighting signal paradigm for a quick cognitive association: red for critical, amber for unfocused and white for a decision ready level of sustained attention. This form of color panel has already been used in previous research (Lal *et al.*, 2003). In order for the countermeasures to be visible while at the same time not obstructing the task, we opted for an alerting mechanism that followed a gradient ascent, controlled by the user's level of sustained attention, this would change the color of the background behind the information dashboard unobtrusively (see Figure 9).

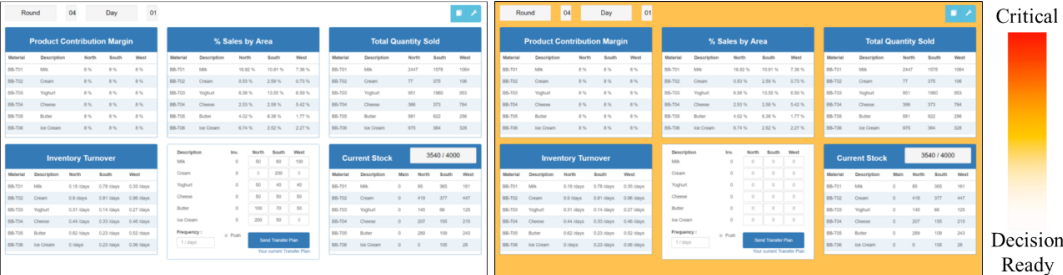


Figure 9 Neuroadaptive Interface and the Color Gradient (decision ready attention level and unfocused attention level)

## Architecture integration

The integration of the feedback controller (pBCI) prototype into the information system infrastructure can be seen in Figure 10. As discussed above, the user interacts only with the information dashboard with the adaptive interface element occurring as a background process, providing countermeasures based upon the current level of sustained attention. This section details the software architecture that makes up the artefact.

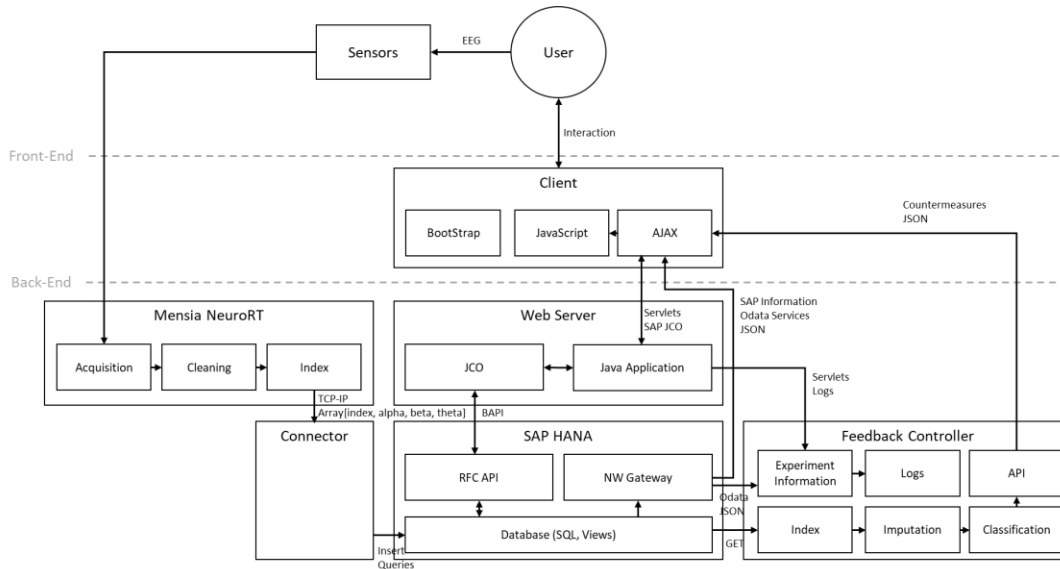


Figure 10 Current integration in SAP HANA architecture

As displayed in Figure 10, EEG data is captured by sensors and then forwarded to Mensia NeuroRT server, the data is processed, and the engagement index is calculated. A software bridge was developed to act as a middleware TCP/IP communication layer between the ERP system and NeuroRT. This bridge captures the physiological data from NeuroRT, structures it and forwards it to the ERP database in near real time.

Concurrent to and dependent on the previous operations the information dashboard and business simulation ERPsim supported by SAP is running concurrently. Servlets in the Java application interface send user decisions asynchronously with AJAX. To modify decisions within the system, the SAP JCo (SAP Java Connector) library allows the servlet to make inbound calls to the RFC executing a BAPI (SAP Business API) transaction.

Operations like goods movement, sales, inventory management are automated, and the data is stored in the ERP database. In parallel, the interface logs any interactions of the user asynchronously using the same process design.

The information stored in the ERP database are available using back-end APIs with OData services. Views on the physiological data and simulation data are available. For example, the interface queries the simulation data every 5 seconds, to display the information about the simulated company ran by the user.

The feedback controller is the core of the pBCI, it queries the database for the physiological data and forwards it to the ThReADS algorithm, where data quality is tested, and data is classified if positive. Classifications of sustained attention are forwarded via an API to the interface controller to transform the classification output into interface countermeasures. In parallel, the feedback controller queries the simulation information, and user's logs to synchronise task simulation data with the physiological data. A post-hoc analysis file is created with simulation events, simulation timeline, ThReADS classification outputs, adaption decisions and user actions. The controllers also provide metrics in real time like EEG data quality, system lag, user performance, user's action per minutes.

### **Threshold Reactive Adaptive Dynamic Spectrum (ThReADS)**

Prior to classification the EEG signal is forwarded to and processed by Mensia NeuroRT, using an internal procedure for blink correction. After the EEG has been processed and cleaned, artefact detection via the Riemannian Potato algorithm is performed (Barachant *et al.*, 2013) and any artefacts are flagged for non-use or imputation where appropriate. The engagement index calculation used within the pBCI is based on the methodology of Mikulka *et al.* (2002). We focused on the frontal and occipital cortical areas using channels F3, F4, O1, O2 on the international 10-20 system. The band power of Theta, Alpha and Beta frequency bands are divided by the total power to create a ratio for each frequency band and then used to calculate the index  $\beta / (\alpha + \theta)$ . We did not modify the index calculation. However,

we propose a new method to improve its utility and hence, reduce the volatility of real time classification experienced by similar projects (Labonte-Lemoyne *et al.*, 2018).

We benchmark the index with a baseline task inspired by Pattyn *et al.* (2008). The baseline task is composed of two sub-tasks of sustained attention. The first sub-task measures a low state of attention, the second one a high state, from which, a user-specific spectrum is derived. The maximum and average of the index during the high attention sub-task and the minimum and average of the low attention sub-task are calculated with the total average of the two conditions. Ratios are derived from those values comparing the total average of the two tasks with high sample maximum, high sample average, low sample average, and low sample minimum. During the experiment, we multiply those ratios to the cumulative average (CA) of the index to create a moving spectrum, this spectrum of values adapts to the attentional state of the user over time. The following example shows the calculation of the cumulative average. Low average is the ratio of the low task sample divided by the total average of the two conditions multiplied by the current value of the cumulative average.

$$CA_{n+1} = \frac{x_{n+1} + \sum_{i=1}^n x_i}{n + 1}$$

$$Low\ Average_{n+1} = CA_{n+1} \cdot \left[ \frac{\bar{l}}{\left( \frac{\sum_{i=1}^n h_i + l_i}{n^h + n^l} \right)} \right]$$

where x is the new index data in the real time index pipeline, l is the sample collected during the baseline representing the low attention state, and h the high cognitive attention, a visual representation of the dynamic adaptive spectrum is shown in (Fig. 11).

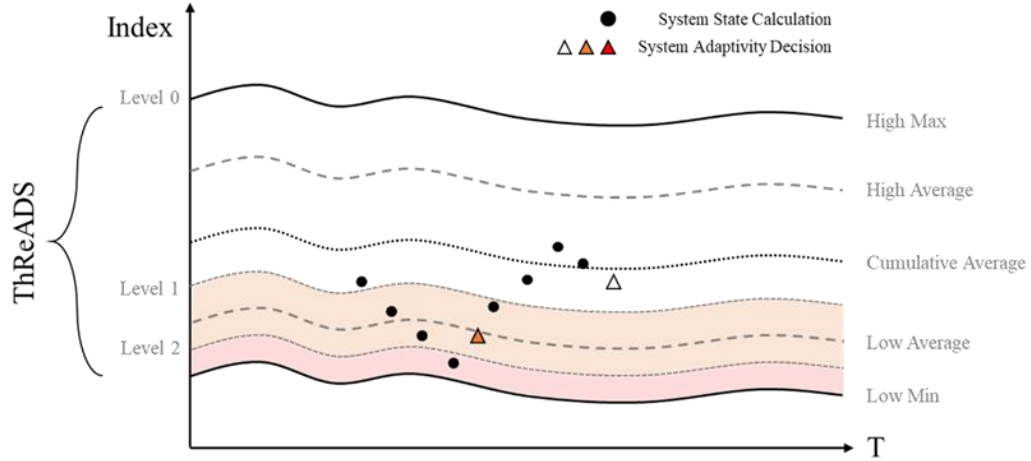


Figure 11 Dynamic Thresholds Spectrum (DAS) Representation

To classify the sustained attention, we compute thresholds that will follow the dynamic spectrum of the participant during the experiment. We classify three levels of attention: level 0 is represented by the white area, level 1 is represented by the amber area and the level 2, for the critically low attention, by the red area (Fig. 11). These levels are computed as ratios during the experiment and multiplied by the current cumulative average as explained in the preceding example. Level 1 and level 2 thresholds are at the midpoint between the total average—low average and low average—low minimum.

$$level\ 1 = \frac{1}{2} \left[ \bar{l} + \frac{\sum_{i=1}^n h_i + l_i}{n^h + n^l} \right]$$

$$level\ 2 = \frac{1}{2} [\bar{l} - \min(l)]$$

where  $l$  is the sample collected during the baseline representing the low attention state and  $h$  the high cognitive attention.

A 5 second sliding window of the index is calculated every second and compared in the spectrum space. The presented logic is calculated every second. System adaptation

decision is taken every 5 seconds. The algorithm outputs three possible classification of sustained attention: 0 for decision ready, 1 for unfocused, 2 for a critical level of sustained attention.

## **Evaluation**

### **Experimental Design**

Once developed, the current artefact was tested under laboratory experimental conditions. A pretest of 6 participants was performed to adjust the experimental protocols for testing to ensure all design requirements were met. Once complete the final artefact was tested using 31 participants of which 24 participants provided data usable for analysis. The long duration of the task coupled with loss of sensor signal, account for data from 7 participants who were removed for the data analysis. The remaining sample (N=24) is composed of 11 females and 13 males with an average age of 26.73 (Max = 43; Min = 18). Participants were screened based on the absence of previous neurological or psychiatric diagnosis, moderate hair thickness. The participants were drawn from a pool of HEC business school students to limit the learning curve needed to comprehend the information dashboard interface. Participants were healthy and possessed normal or corrected vision. The study was approved by the University's ethic board.

A “between groups” experimental design was utilised for the purposes of analysis and testing. Participants were randomly split between three conditions: no countermeasures (NoCM), continuous countermeasures (CCM), event-based countermeasures (ECM). That is, in condition one (NoCM), participants received no help from the interface throughout the duration of the task. For condition two (CCM), participants received interface countermeasures continuously for the duration of the experiment. In the final condition (ECM), participants were provided with countermeasures only during an event phase. The type of interface countermeasure delivered by the pBCI, was the only factor manipulated. For the NoCM group who received no interface countermeasures, all sensor hardware required to run the pBCI was attached to the participant. However, in this case while the data was recorded the feedback controller was inactive.

Performance metrics concerning the simulation, such as Actions per Minute (APM), scores, and decision errors, were calculated and logged during the simulated task, to assess the impact of the modulating the participants level of sustained attention through interface countermeasures. As part of a debriefing procedure a questionnaire was given the participant at the end of the experiment. The questionnaire was composed of the Raw-TLX (Hart, 2006), a shorter version of the NASA-TLX (Hart et Staveland, 1988), the Boredom Experience Scale to assess the experience of boredom (van Tilburg et Igou, 2012; Vodanovich and Watt, 2016), and a SAM Scale to measure emotions associated to the user of the interface (Bradley and Lang, 1994).

## **Results**

### *Sustained Attention*

To analyze the level of sustained attention (SA), we tested the values of the engagement index between condition and between event type. We hypothesized that a difference in the level of sustained attention would be observed between the three conditions dependent on countermeasure type. The raw index values, aggregated by events, and by minute blocks, show a higher mean level of SA during decision cycles when compared to monitoring cycles. This difference becomes more apparent when the countermeasure conditions are contrasted (see fig. 12), in this the two active countermeasure conditions CCM (0.947,  $\sigma_{\bar{x}} = 0.015$ ), ECM (0.949,  $\sigma_{\bar{x}} = 0.016$ ), show a significantly higher level of SA across both task cycles when compared to the control condition NoCM (0.75,  $\sigma_{\bar{x}} = 0.010$ ). Furthermore, it can be seen that on average decision cycles elicited a higher SA response than monitoring cycles.

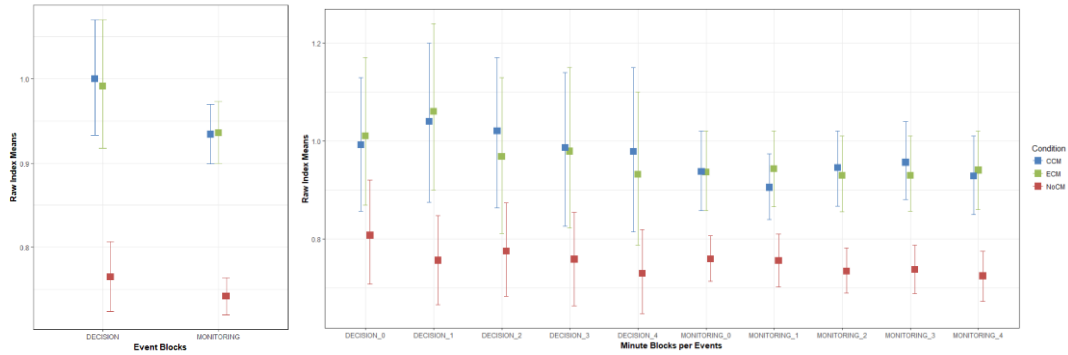


Figure 12 Mean levels of the raw index for the three conditions aggregated by total blocks and minute blocks

To determine if a significant difference exists between the conditions, we performed a one-way analysis of variance (ANOVA). We found a significant statistical difference between the three conditions, ECM—NoCM and CCM—NoCM ( $F(2,2297) = 71.78, p < 0.001^{***}$ ). However, we found no significant statistical difference between the CCM and ECM ( $p > 0.05$ ) conditions. The control condition shows a significantly lower level of SA when compared to the other groups. A two-way ANOVA revealed that there is a weak but still significant difference in the level of SA between the decision and monitoring cycles ( $F(1,2177) = 5.72, p < 0.05^*$ ) for all conditions.

To test the SA classification algorithm (ThReADS), we compared our method (see section about the ThReADS) to the fixed baseline approach taken by other researchers in the field. The goal was to compare classifications using the dynamic thresholds versus fixed thresholds (baseline) to determine the percentage of time spent in each SA zone. Additionally, the percentage of time spent in each SA zone determines the type of input to the feedback controller and thus controls the interface countermeasures, the more stable the input the more accurate the SA state is reflected at the interface and the more meaningful the feedback to the user. The fixed baseline classification is calculated from the average from the baseline’s tasks to derive high, low and average threshold values. Tab. 3 shows that the critical state is classified around 10% of the time for the ECM condition and less than 9% of the time for CCM and NoCM. To make a fair comparison, the NoCM had the countermeasures deactivated but the BCI and the data acquisition was still active. The critical state classification is rarer than the other states.



Table 3 ThReADS and fixed baseline comparison by the percentage of classification per zones of Sustained Attention

<i>Conditions</i>	<i>Zones of Sustained Attention</i>	<i>ThReADS Level</i>	<i>ThReADS Classification Zones in %</i>	<i>Fixed Baseline Classification Zones in %</i>
<b>CCM</b>	<b>Decision Ready</b>	Level 0	44.30%	47.47%
	<b>Unfocussed</b>	Level 1	47.34%	32.96%
	<b>Critical</b>	Level 2	<b>8.36%</b>	<b>19.58%</b>
<b>ECM</b>	<b>Decision Ready</b>	Level 0	35.71%	40.01%
	<b>Unfocussed</b>	Level 1	53.73%	36.22%
	<b>Critical</b>	Level 2	<b>10.56%</b>	<b>23.77%</b>
<b>NoCM</b>	<b>Decision Ready</b>	Level 0	36.38%	34.93%
	<b>Unfocussed</b>	Level 1	55.02%	39.01%
	<b>Critical</b>	Level 2	<b>8.60%</b>	<b>26.06%</b>

The unfocussed state is experienced more than 50% of the time for ECM and NoCM which can be explained by both the nature of the task and countermeasure i.e. no interface countermeasures, leading to more of a vigilance decrement. Interestingly for the CCM condition the difference between the decision ready and unfocussed state appears stable. Potentially showing that continuous countermeasures allowed users to modulate their SA into an optimal state.

To measure perceived metrics of workload and performance we employed the NASA Task Load Index (NASA-TLX). Of which the Raw-TLX is a simplified version, the Raw-TLX Scores, mean raw, and subscales are shown in Tab. 4 by condition. The subjective perceived workload is the average of the 6 subscales: mental demand, physical demand, temporal demand, performance, effort, and frustration, scored on a twenty-step bipolar scale. The condition with continuous countermeasures (CCM) shows lowest total score with 7.27 ( $\sigma = 3.1$ ). The highest score comes from the event-related countermeasures (ECM) who reported a surprisingly high level of frustration and a lesser self-reported performance.

Table 4 NASA-TLX mean ( $\sigma$ ) scores for each condition

<b>Condition</b>	<b>CCM (8)</b>	<b>ECM (8)</b>	<b>NoCM (8)</b>
<b>Raw TLX</b>	7.27 (3.1)	9.7 (3.3)	9.2 (3.4)

<b>Mental Demand</b>	9 (5.7)	13.6 (6)	12.8 (5.7)
<b>Physical Demand</b>	5.5 (6.4)	2.9 (3.8)	3.9 (3.96)
<b>Temporal Demand</b>	5.2 (5.1)	3.3 (4.6)	6.5 (7.2)
<b>Performance</b>	7.8 (2.9)	13.7 (5.1)	8.9 (3.4)
<b>Effort</b>	7.5 (4.9)	10.4 (5.3)	11.4 (5.7)
<b>Frustration</b>	8.8 (4.4)	15.2 (5.8)	11.6 (4.8)

We performed a one-way between groups ANOVA to determine if there was a significant difference in perceived workload between participants in each condition. We found no statistical difference ( $p > 0.5$ ) between the Raw TLX, or the subscales, with the exception of self perceived performance ( $F(2,20) = 4,305$ ,  $p = 0.028^*$ ), where there was observed a significant difference between ECM and CCM conditions.

### *Performance Metrics*

The primary objective of the task for the participant was to maximize sales. To measure this, we created two metrics: total sales, and estimated missed sales (Tab. 5). The CCM group had the best performance with an average of 7.46% ( $\sigma = 1.76$ ) of estimated missed sales and a mean total sale of 14,785 ( $\sigma = 423$ ), compared with 14,180 ( $\sigma = 875$ ), 9.62% ( $\sigma = 4.91$ ) and 14,529 ( $\sigma = 510$ ), 9.79% ( $\sigma = 2.75$ ) for ECM and noCM respectively.

*Table 5 Final performance of the simulation ( $\sigma$ )*

<b>Condition</b>	<b>CCM (8)</b>	<b>ECM (8)</b>	<b>NoCM (8)</b>
Total Sales	14,785 (423)	14,180 (875)	14,529 (510)
Estimated Missed Sales (%)	7.46% (1.76%)	9.62% (4.91%)	9.79% (2.75%)

However, no significant statistical difference in performance metrics was observed when comparing the conditions via ANOVA.

To calculate the amount of activity each participant spent interacting with the interface, we created a metric: actions per minute (APM). The objective was to determine if the countermeasures have any effects on the number of users' actions during task completion. For the entire duration of the simulation, CCM and ECM conditions have a higher mean APM, of 3.460 ( $\sigma_{\bar{x}} = 0.140$ ) and 3.317 ( $\sigma_{\bar{x}} = 0.139$ ) respectively. The NoCM group displayed a lower APM with 2.65 ( $\sigma_{\bar{x}} = 0.097$ ). As can be seen in Figure 13, there was an observed gradual rise in APM during the decision cycles compared to the monitoring phase, with the CCM group spending more time interacting with the interface at these times, when compared to the two other groups, and on average the CCM group spent more time interacting with the interface during monitoring periods.

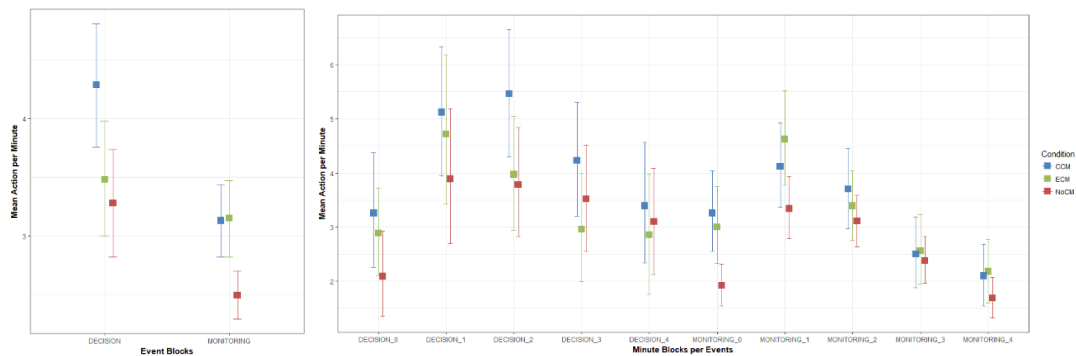


Figure 13 Mean Action per Minute for the three conditions aggregated by total blocks and minute blocks

Comparing the APM means, we observed a significant statistical difference between the conditions, for ECM—NoCM and CCM—NoCM ( $F(2,2297) = 12.05, p < 0.001$  \*\*\*) but no significant difference between ECM—CCM ( $p > 0.05$ ).

### Task

To induce a vigilance decrement, we reduced the speed of the simulation as a design choice, to promote boredom and create an environment propitious to sustained attention assessment. At the end of the task, we asked participants to rate their perceived level of boredom, on the Boredom Experience Scale (BES), which is a 5-point scale, self perceived boredom metric

(van Tilburg wr Igou, 2012). Verification studies using the scale found that high boredom was rated with an average BES score of 4.05 against 3.30 for a low boredom. We found similar results. The CCM condition has a mean score of 4.24 ( $\sigma = 0.37$ ), ECM shown a means score of 4.14 ( $\sigma = 0.72$ ) and NoCM of 4.14 ( $\sigma = 4.14$ ). There is no statistical difference between the conditions ( $p > 0.05$ ).

One of our assumptions was that the interface provided enough information to the user to be able to evaluate his performance. We tested the correlation between the actual performance (score) of the simulation and self perceived performance and found that participants were able to assess their performance with a moderately high level of accuracy ( $r = 0.48, p < 0.05^*$ ).

## **Discussion**

The aim of the present study was to develop a pBCI to maintain sustained attention in a long duration monitoring task. To do so, we implemented an artefact that integrated the pBCI into a feedback controller which provided information to the user with regards to their current level of sustained attention, and also provided data to drive elements of the task simulation to the information system architecture. We developed an ERP task specifically for this purpose and developed a classification algorithm (ThReADS), to assess sustained attention in real in time in an ecologically valid business logistics task. Our assumption was that with the assistance of the system, task performance could be increased. The experiment was designed to determine the effect of countermeasures on performance.

The results indicate that the modulated level of sustained attention in the two active conditions with countermeasures was significantly higher than in the control condition. One interesting finding is the observed stability in the level of sustained attention shown by participants within the continuous countermeasures group. Potentially this finding shows that the pBCI successfully influenced user sustained attention, either through direct feedback control or through self-modulation.

Even if the condition with continuous countermeasures showed a better performance in terms of scores, no significant statistical difference was found. However, we observed a difference between the groups in the action per minutes on the interface. This finding has important implications for the understanding of our sustained attention measure. Did the countermeasures increase the actions per minute, or the activity on the interface, increase the level of sustained attention? It could be argued that the relationship between the two is much more nuanced, as the level of sustained attention drives the countermeasures through the pBCI, which in turn influences APM, which in turn influences SA in a continuous closed feedback cycle. Moreover, when taken as a whole, the results point to the pBCI providing a positive influence on all measures of task performance and perceived task performance.

The task was validated using physiological data and self-reported questionnaires. As discussed in the design requirements, to create a vigilance decrement, the task was designed to induce boredom. To assess boredom, we administered a questionnaire after the experiment concluded, the results showed a high level of perceived boredom regardless of the condition. Moreover, the simulation was composed of two tasks, decision and monitoring. An important finding was that there was observed a significant difference in the measure of sustained attention between the two task cycles. Decision events were shown to have a statistically higher sustained attention level than monitoring events.

Our contribution of a novel approach to classifying the engagement index using the ThReADS method, allows the feedback controller to adapt to changes in SA overtime by taking into account previous and current levels of engagement, providing flexibility and stability. This is a significant upgrade compared to previous methods reported in the literature. To find the optimal assessment of sustained attention, the adaptive thresholds can follow the cumulative average of the engagement index from the initiation the sequence. Furthermore, it can also follow the cumulative moving average in a set period of time, to reassess the optimal level every  $n$  minutes. We compared the algorithm to a fixed threshold method, the results show that our approach classify around 10% of critical state against around 20%. These insights are important, the rarity of the critical classification provides a more eloquent feedback to the user and avoid habituation. Moreover, the fixed baseline

method shows a less stable classification of users' attention level between unfocused and decision ready than with the ThReADS. Based on the evaluation process, we can say that the classification of sustained attention using an adaptive threshold provides more meaningful countermeasures than a classical fixed baseline approach.

With this research we make a first step towards a pBCI embeddable to an enterprise system. Already a focus by the NeuroIS field (Brocke *et al.*, 2013), the application of neuroscience as a built-in function of information system provides interesting opportunities for various types of jobs. Fatigue, attention or mind wandering measure in factory workers can reduce hazard or errors. Emotion assessment in trading can improve financial decisions.

### **Limitation and Future Research**

This paper presents a first iteration of the development of a pBCI directed to support IT tasks in organization or any critical jobs. This iteration process highlighted some limitations and future implications for design improvements.

The most important design improvement is about to merge the EEG data acquisition and the transformation in the pBCI. Integrating EEG data process in the ERP architecture reduced the performance of the artefact. The composite nature of this instantiation of the system could increase potential errors and bugs. Thereby, we will be able to skip the ERP system and, in the same time, improve performance, reduce moving parts and facilitate the integration to any system.

A second limit and potential improvement would be to look beyond the index to focus on a more holistic use of the EEG data. Focusing on only small parts of the scalp and specific brainwaves limits the analysis of the attention. Moreover, improvement in the machine-learning field can provide a superior assessment in this context.

A last limitation of this research resides in the experimental protocol. We asked for prior knowledge of business tasks, but we did not assess the actual knowledge of the user. It can have an impact on the data collected.

As discussed, a pBCI driven by a valid measure of sustained attention seems promising. In the future iteration of this research, we hope to provide deeper adaptive interaction with the interface instead of countermeasures. The use machine-learning algorithm to create a more granular real time classification of sustained attention looks promising. An alternative would be the use of different inputs for the pBCI, like FNIRS, to cross validate the classification.

## References

- Astor PJ, Adam MTP, Jerčić P, Schaaff K, Weinhardt C (2013) Integrating Biosignals into Information Systems: A NeuroIS Tool for Improving Emotion Regulation. *Journal of Management Information Systems* 30 (3):247-278. doi:10.2753/mis0742-1222300309
- Autor DH (2015) Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives* 29 (3):3-30. doi:10.1257/jep.29.3.3
- Bainbridge L (1983) Ironies of automation. In: *Analysis, Design and Evaluation of Man-Machine Systems* 1982. Elsevier, pp 129-135
- Barachant A, Andreev A, Congedo M The Riemannian Potato: an automatic and adaptive artifact detection method for online experiments using Riemannian geometry. In: *TOBI Workshop IV, 2013*. pp 19-20
- Bradley MM, Lang PJ (1994) Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of behavior therapy and experimental psychiatry* 25 (1):49-59
- Brocke JV, 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

- Brunner P, Bianchi L, Guger C, Cincotti F, Schalk G (2011) Current trends in hardware and software for brain-computer interfaces (BCIs). *J Neural Eng* 8 (2):025001. doi:10.1088/1741-2560/8/2/025001
- Buck L (1966) Reaction time as a measure of perceptual vigilance. *Psychological bulletin* 65 (5):291
- Carlson T, Millan JdR (2013) Brain-controlled wheelchairs: a robotic architecture. *IEEE Robotics & Automation Magazine* 20 (1):65-73
- Dimoka A, Davis FD, Gupta A, Pavlou PA, Banker RD, Dennis AR, Ischebeck A, Müller-Putz G, Benbasat I, Gefen D (2012) On the use of neurophysiological tools in IS research: Developing a research agenda for NeuroIS. *MIS quarterly*:679-702
- Endsley MR (1995) Toward a theory of situation awareness in dynamic systems. *Human factors* 37 (1):32-64
- Ewing KC, Fairclough SH, Gilleade K (2016) Evaluation of an Adaptive Game that Uses EEG Measures Validated during the Design Process as Inputs to a Biocybernetic Loop. *Frontier Human Neuroscience* 10:223. doi:10.3389/fnhum.2016.00223
- Fairclough SH (2016) Psychophysiological inference and physiological computer games.
- Few S (2006) Information dashboard design.
- Few S (2012) Show me the numbers: Designing tables and graphs to enlighten. Analytics Press,
- Freeman FGM, Peter J.; Lawrence; Scerbo (1999) Evaluation of an adaptive automation system using three EEG indices with a visual tracking task.
- Garrett JJ (2005) Ajax: A new approach to web applications.
- George L, Lécuyer A An overview of research on " passive" brain-computer interfaces for implicit human-computer interaction. In: International Conference on Applied Bionics and Biomechanics ICABB 2010-Workshop W1" Brain-Computer Interfacing and Virtual Reality", 2010.
- Gregor S, Hevner AR (2013) Positioning and presenting design science research for maximum impact. *MIS quarterly* 37 (2)



- Hart SG NASA-task load index (NASA-TLX); 20 years later. In: Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting, 2006. vol 9. Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, pp 904-908
- Hart SG, Staveland LE (1988) Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research. In: Advances in psychology, vol 52. Elsevier, pp 139-183
- Hevner AR (2007) A three cycle view of design science research. Scandinavian journal of information systems 19 (2):4
- Hevner RVA, March ST, Park J, Ram S (2004) Design science in information systems research. MIS quarterly 28 (1):75-105
- Jasper HH (1958) Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography. Clinical Neurophysiology 10 (2):370-375. doi:10.1016/0013-4694(58)90053-1
- Kaber DB, Endsley MR (2004) The effects of level of automation and adaptive automation on human performance, situation awareness and workload in a dynamic control task. Theoretical Issues in Ergonomics Science 5 (2):113-153. doi:10.1080/1463922021000054335
- 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
- Lacity M, Willcocks L (2015) What knowledge workers stand to gain from automation. Harv Bus Rev 19
- Lal SK, Craig A, Boord P, Kirkup L, Nguyen H (2003) Development of an algorithm for an EEG-based driver fatigue countermeasure. Journal of safety Research 34 (3):321-328
- Lee JD, Seppelt BD (2009) Human factors in automation design. In: Springer handbook of automation. Springer, pp 417-436
- Léger P-M (2006) Using a simulation game approach to teach enterprise resource planning concepts. Journal of Information Systems Education 17 (4):441
- Léger P-M, Cronan P, Charland P, Pellerin R, Babin G, Robert J (2012) Authentic OM problem solving in an ERP context. International Journal of Operations & Production Management 32 (12):1375-1394

- Léger P, Robert J, Babin G, Pellerin R, Wagner B (2007) ERPsim. ERPsim Lab (erpsim hec ca), HEC Montreal, QC
- Loos P, Riedl R, Müller-Putz GR, Vom Brocke J, Davis FD, Banker RD, Léger P-M (2010) NeuroIS: neuroscientific approaches in the investigation and development of information systems. *Business & Information Systems Engineering* 2 (6):395-401
- Mackworth N (1948) The breakdown of vigilance during prolonged visual search. *Quarterly Journal of Experimental Psychology* 1 (1):6-21
- Mason SG, Birch GE (2003) A general framework for brain-computer interface design. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 11 (1):70-85. doi:10.1109/TNSRE.2003.810426
- McCormack P (1960) Performance in a vigilance task as a function of length of interstimulus interval. *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie* 14 (4):265
- Mikulka PJ, Scerbo MW, Freeman FG (2002) Effects of a Biocybernetic System on Vigilance Performance. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society* 44 (4):654-664. doi:10.1518/0018720024496944
- Muller-Putz G, Leeb R, Tangermann M, Hohne J, Kubler A, Cincotti F, Mattia D, Rupp R, Muller K-R, Millan JdR (2015) Towards Noninvasive Hybrid Brain-Computer Interfaces: Framework, Practice, Clinical Application, and Beyond. *Proceedings of the IEEE* 103 (6):926-943. doi:10.1109/jproc.2015.2411333
- Müller-Putz GR, Pereira J, Ofner P, Schwarz A, Dias CL, Kobler RJ, Hehenberger L, Pinegger A, Sburlea AI Towards non-invasive brain-computer interface for hand/arm control in users with spinal cord injury. In: *Brain-Computer Interface (BCI), 2018 6th International Conference on, 2018*. IEEE, pp 1-4
- Müller-Putz GR, Scherer R, Pfurtscheller G, Rupp R (2005) EEG-based neuroprosthesis control: a step towards clinical practice. *Neuroscience letters* 382 (1-2):169-174
- Oken BS, Salinsky MC, Elsas SM (2006) Vigilance, alertness, or sustained attention: physiological basis and measurement. *Clin Neurophysiol* 117 (9):1885-1901. doi:10.1016/j.clinph.2006.01.017
- Parasuraman R, Manzey DH (2010) Complacency and bias in human use of automation: An attentional integration. *Human factors* 52 (3):381-410
- Parasuraman R, Mouloua M, Molloy R (1996) Effects of adaptive task allocation on monitoring of automated systems. *Human factors* 38 (4):665-679

- Parasuraman R, Sheridan TB, Wickens CD (2000) A model for types and levels of human interaction with automation. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-Part A: Systems and Humans* 30 (3):286-297
- Parasuraman R, Sheridan TB, Wickens CD (2008) Situation Awareness, Mental Workload, and Trust in Automation: Viable, Empirically Supported Cognitive Engineering Constructs. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making* 2 (2):140-160. doi:10.1518/155534308x284417
- Pattyn N, Neyt X, Henderickx D, Soetens E (2008) Psychophysiological investigation of vigilance decrement: boredom or cognitive fatigue? *Physiology & Behavior* 93 (1-2):369-378
- Paulson LD (2005) Building rich web applications with Ajax. *Computer* 38 (10):14-17
- Pauna H, Léger P-M, Sénécal S, Fredette M, Courtemanche F, Chen S-L, Labonté-Lemoyne É, Ménard J-F (2018) The psychophysiological effect of a vibro-kinetic movie experience: the case of the D-BOX movie seat. In: *Information Systems and Neuroscience*. Springer, pp 1-7
- Peffers K, Chatterjee S, Rothenberger MA, Tuunanen T (2007) A Design Science Research Methodology for Information Systems Research. *Journal of Management Information Systems* 24 (3):45-77. doi:10.2753/mis0742-1222240302
- Petersen SE, Posner MI (2012) The attention system of the human brain: 20 years after. *Annual review of neuroscience* 35:73-89
- Phansalkar S, Edworthy J, Hellier E, Seger DL, Schedlbauer A, Avery AJ, Bates DW (2010) A review of human factors principles for the design and implementation of medication safety alerts in clinical information systems. *Journal of the American Medical Informatics Association* 17 (5):493-501
- Pope ATB, Edward H.; Bartolonne, Debbie S. (1995) Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task.
- Posner MI (1980) Orienting of attention. *Quarterly journal of experimental psychology* 32 (1):3-25
- Posner MI, Petersen SE (1990) The attention system of the human brain. *Annual review of neuroscience* 13 (1):25-42

- Posner MI, Rothbart MK (1998) Attention, self-regulation and consciousness. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences* 353 (1377):1915-1927
- Prinzel LJF, F. G.; Scerbo, Mark W.; Mikulka, Peter J.; Pope, Alan T.; (2000) A Closed-Loop System for Examining Psychophysiological Measures for Adaptive Task Allocation.
- Rasmussen J, Vicente KJ (1989) Coping with human errors through system design: implications for ecological interface design. *International Journal of Man-Machine Studies* 31 (5):517-534
- Sarter M, Givens B, Bruno JP (2001) The cognitive neuroscience of sustained attention: where top-down meets bottom-up. *Brain research reviews* 35 (2):146-160
- Scerbo MW, Freeman FG, Mikulka PJ (2003) A brain-based system for adaptive automation. *Theoretical Issues in Ergonomics Science* 4 (1-2):200-219. doi:10.1080/1463922021000020891
- Schalk G, McFarland DJ, Hinterberger T, Birbaumer N, Wolpaw JR (2004) BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system. *IEEE Transactions on biomedical engineering* 51 (6):1034-1043
- van Tilburg WA, Igou ER (2012) On boredom: Lack of challenge and meaning as distinct boredom experiences. *Motivation and Emotion* 36 (2):181-194
- Vaughan TM (2003) Guest editorial brain-computer interface technology: a review of the second international meeting. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 11 (2):94-109. doi:10.1109/tnsre.2003.814799
- Venable J The role of theory and theorising in design science research. In: *Proceedings of the 1st International Conference on Design Science in Information Systems and Technology (DESRIST 2006)*, 2006. pp 1-18
- Ventur B, Blankertz B, Gugler MF, Curio G Novel applications of BCI technology: psychophysiological optimization of working conditions in industry. In: *Systems Man and Cybernetics (SMC), 2010 IEEE International Conference on*, 2010. IEEE, pp 417-421
- Vicente KJ, Rasmussen J (1992) Ecological interface design: Theoretical foundations. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics* 22 (4):589-606

- Vodanovich SJ, Watt JD (2016) Self-report measures of boredom: An updated review of the literature. *The Journal of Psychology* 150 (2):196-228
- Walls JG, Widmeyer GR, El Sawy OA (1992) Building an information system design theory for vigilant EIS. *Information systems research* 3 (1):36-59
- Zander TO, Kothe C (2011) Towards passive brain–computer interfaces: applying brain–computer interface technology to human–machine systems in general. *Journal of neural engineering* 8 (2):025005
- Zander TO, Kothe C, Welke S, Rötting M Utilizing secondary input from passive brain-computer interfaces for enhancing human-machine interaction. In: *International Conference on Foundations of Augmented Cognition, 2009*. Springer, pp 759-771

## Conclusion

---

### Rappel de la question de recherche

L'objectif de ce mémoire par article était de développer une interface cerveau-machine ayant pour but d'assister l'utilisateur pendant des tâches de surveillance prolongées. La question de recherche était la suivante :

**Est-ce que l'utilisation d'une interface cerveau-machine passive permet l'utilisateur de maintenir son attention sur une longue période de temps, et ainsi améliorer sa performance ?**

### Principaux résultats

Les résultats montrent une différence significative dans le niveau d'attention soutenue entre les conditions supportées par le BCI et la condition de contrôle. De plus, la condition avec l'assistance continue montre un niveau plus stable d'attention que ses pairs. On retrouve le même phénomène en comparant l'activité des participants sur l'interface. Les deux conditions avec le BCI présentent des niveaux plus élevés d'action par minute. Une piste d'explication serait que les contre-mesures aident l'utilisateur à autoréguler son attention soutenue. En ce qui concerne la performance, la condition avec l'assistance en permanence dévoile un score supérieur et un taux d'erreur inférieur sans différence significative.

### Contributions de l'étude

#### Contributions théoriques

Aujourd'hui, il existe encore peu d'application d'interfaces cerveau-machine dans des contextes d'entreprise. Pourtant, pour des tâches spécifiques, il existe une véritable valeur ajoutée à implanter ces outils d'assistances (Ventur *et al.*, 2010). Dans des usines automatisées, des mesures en temps réel de la fatigue ou de l'attention permettraient d'optimiser la collaboration humain-machine et, surtout, éviter des accidents. Nous

contribuons à la théorie en proposant une interface cerveau-machine intégrée à une tâche sur gestion logistique dans un contexte de surveillance prolongée. Notre étude agit comme preuve de concept. Des exemples ont été développés dans des contextes de tâches en administration comme en finance (Astor *et al.*, 2013). Malheureusement, ils n'ont encore jamais été utilisés en contexte écologiquement valide. Cette étude propose justement un artefact destiné à l'implantation en milieu réel.

Nous proposons un nouvel algorithme d'analyse de l'attention soutenue (Annexe 1). Notre approche utilise une mesure neurophysiologique utilisée comme intrant à des interfaces cerveau-machine par plusieurs chercheurs (Fairclough, 2009; Freeman *et al.*, 2004; Mikulka, Scerbo et Freeman, 2002). Les précédentes approches proposées comportaient des limites causées par sa volatilité et aux grands écarts d'amplitude (Ewing, Fairclough et Gilleade, 2016). Nous les avons modifiées afin d'augmenter la performance de la classification sur des tâches longues et en temps réel. L'algorithme que nous proposons se base sur deux tâches de calibration pour créer une première modélisation de l'attention soutenue de l'utilisateur. Une fois lancé en temps réel, il s'adapte et se personnalise afin d'améliorer la représentation de l'attention soutenue. L'avantage de cette mesure est sa facilité d'implantation et elle ne demande pas de connaissance pointue en informatique et en neurophysiologie.

### **Contributions pratiques**

Dans la pratique, il existe un intérêt grandissant pour les interfaces cerveau-machine. En 2018, le Ministère fédéral de l'Éducation et de la Recherche allemand a lancé une initiative de recherche dans les interfaces cerveau-machine pour la sécurité lors des interactions humain-machine à destination du secteur industriel (Ministère fédéral de l'Éducation et de la Recherche, 2018). Des entreprises comme Phillips ou Microsoft possèdent déjà des organes de recherche travaillant sur le domaine (Brocke, Riedl et Léger, 2013). Des applications commerciale et abordable de BCI existent déjà. Muse (Toronto, Canada) commercialise un petit casque de mesure EEG et une application pour aider à la méditation. Cette recherche soutient que l'intégration d'un de ces systèmes en entreprises dans des tâches spécifiques est une opportunité qui devrait être poursuivie. Plus l'homme travaillera avec la machine dans

des environnements complètement automatisés, plus il sera nécessaire pour que les systèmes puissent s'adapter à l'état mental de son utilisateur. Cela permettra d'optimiser les interactions humain-machine, éviter des erreurs et augmenter la sécurité.

## **Limites et pistes de recherches futures**

L'artefact présenté possède quelques limites à relever pour la conception future de principes de design dérivée de cette recherche et le développement de BCI. Le Design Science est un processus itératif. Soulever les apprentissages effectués lors de ce projet permettra d'éviter de répéter des erreurs de design pour les itérations postérieures.

Premièrement, l'intégration totale du BCI à l'architecture et, surtout, l'utilisation de la base de données transactionnelle réduisent la performance de l'artefact. La nature composite de la présente itération augmente les risques d'erreurs de communications, de ralentissement ou de bogues. S'orienter vers une solution compacte, « tout-en-un », pourrait continger significativement les facteurs négatifs influençant la solution actuelle. De plus, suivant le design actuel, le pipeline de données physiologique passe par la base de données transactionnelle de l'ERP. Raccourcir ce processus en faisant passer les données de la capture des signaux directement au BCI améliorerait la rapidité du flux d'information et supprimerait les risques liés à la performance de la base de données.

Deuxièmement, l'utilisation de l'index possède des limites inhérentes. Facilement implantable, il permet de concevoir relativement rapidement un BCI l'utilisant comme intrant. Malheureusement, la mesure se concentre sur des zones prédéfinies du cerveau et des fréquences stricts. Il empêche donc une analyse plus holistique de la réponse cognitive de l'individu. Des méthodes récentes reposant sur l'apprentissage machine augmentent la performance de classification et la granularité de l'analyse en capturant une plus grande gamme de signaux.



Troisièmement, une dernière limitation est à relever dans le design expérimental développé. Une condition préalable à la participation dans l'étude était de posséder une formation passée ou présente en école de commerce. L'objectif était de réduire la courbe d'apprentissage lors de l'utilisation de l'interface composée d'indicateurs de performances communs en contexte entrepris. Tous les participants respectaient cette contrainte. Cependant, nous n'avons pas mesuré le niveau de connaissance réelle avant l'exécution de la tâche. Il faut donc prendre en compte cette limite dans la lecture des résultats.

Comme pistes de recherches futures, il serait intéressant de conceptualiser de nouveaux principes de design pour la conception de BCI pour les entreprises en prenant en compte les apprentissages de cette étude. S'orienter vers les algorithmes d'apprentissage machine pourrait améliorer la classification de l'état cognitif et, ainsi, proposer des systèmes plus performants. L'utilisation de multiples intrants pourrait faire progresser significativement la granularité de la classification. La synchronisation d'oculométrie, de l'électroencéphalographie ou toutes autres mesures pour approfondir la compréhension de la réponse humaine lors de l'utilisation de ces systèmes. La finalité serait d'aller plus loin que les contremesures et de pouvoir accroître les types d'interactions entre l'utilisateur et l'interface.

## **Architecture et développement**

Cette section a pour objectif de décrire en détail les composantes et leurs intégrations au prototype final. Pour chacun des modules représentés par la figure 14, les intrants et extrants, les mécanismes internes, les technologies utilisées et le degré de développement employé sont décrits.

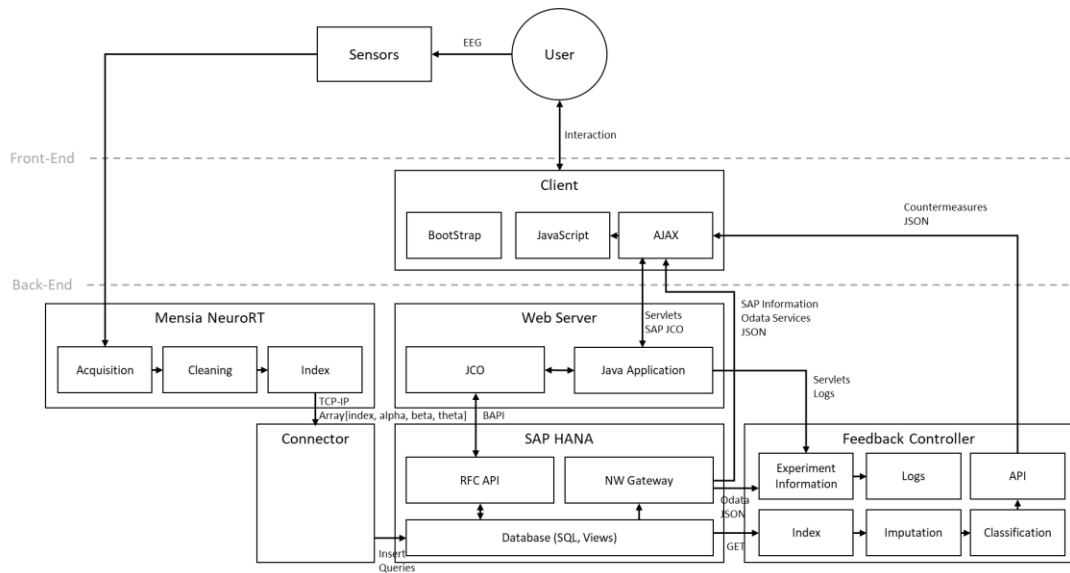


Figure 14 Architecture de l'artefact final

## Mensia NeuroRT

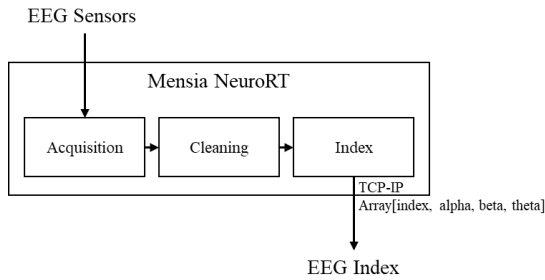


Figure 15 Module Mensia NeuroRT

**Description :** Ce composant de l'architecture a pour objectif de capturer, nettoyer et transformer les données électroencéphalographiques de l'utilisateur en un index représentant l'attention en temps réel.

**Intrant :** En temps réel, le signal électroencéphalographique capturé par les senseurs pour chaque 32 électrodes.

**Extrant :** L'index dérivé des données électroencéphalographiques, ainsi que la somme des puissances des bandes alpha, bêta et thêta.

**Mécanismes** : Le signal EEG est capturé par le logiciel depuis l'amplificateur BrainAmp, auquel est connecté un casque EEG actiCAP composé de 32 électrodes au Standard-2 de Brain Product. Une légère correction pour les clignotements est appliquée sur les données. Un algorithme de détection d'artéfacts (données extrêmes ou de mauvaise qualité), Riemannian Potato (Barachant, Andreev et Congedo, 2013), permet de signaler les valeurs concernées tout le long du processus. Comme décrit par Mikulka, Scerbo et Freeman (2002),

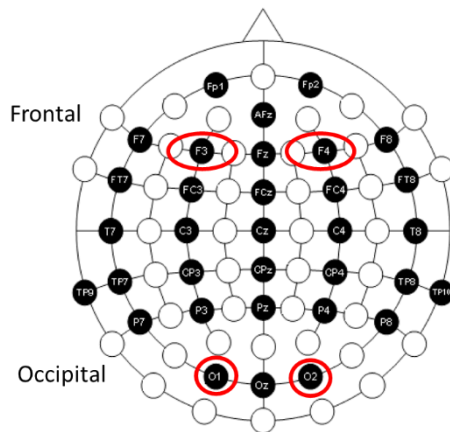


Figure 16 Représentation du positionnement des électrodes

le signal est ensuite séparé par les électrodes importantes : deux électrodes frontales, F3 et F4; deux électrodes occipitales, O1 et O2. Les signaux des quatre capteurs sont ensuite divisés par les bandes de fréquences thêta ( $\geq 4$  Hz and  $< 8$  Hz), alpha ( $\geq 8$  Hz and  $< 14$  Hz) et bêta ( $\geq 14$  Hz). Les données sont ensuite agrégées sur des périodes 0.5 seconde, puis additionnées pour faire une valeur totale (thêta + alpha + bêta). Chaque bande de fréquences peut maintenant être divisée par ce total

(exemple : alpha / total, bêta / total) afin de créer des pourcentages de puissances des bandes. Le ratio final est calculé grâce à ces pourcentages de puissance de bande avec le calcul de l'index de Pope (1995) :  $\text{beta}/(\text{alpha} + \text{thêta})$ . Les valeurs de l'index, des bandes alpha, bêta et thêta et les artéfacts signalés sont ensuite envoyés sur le réseau internet grâce à un socket TCP/IP prenant d'envoyer des matrices ASCII.

**Technologies** : Mensia NeuroRT est un logiciel développé par Mensia Technologie (Paris, France) basé sur OpenVibe (Rennes, France) un logiciel offrant la possibilité de traiter les données électroencéphalographiques en temps réel.

**Développement** : le processus de traitement a été construit avec les outils proposés par le logiciel. Son design modulaire permet d'ajouter et de configurer les activités de traitement l'un à la suite de l'autre. Les mécanismes présentés représentent le processus qui a été configuré.

## Connector

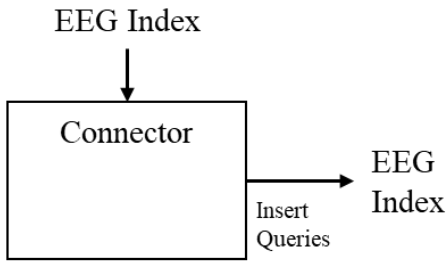


Figure 17 Module « Connector »

**Description :** Ce composant permet de capturer l'index en se connectant au serveur TCP/IP de Mensia NeuroRT afin d'envoyer les données physiologiques vers la base de données sur SAP HANA.

**Intrant :** L'index dérivé des données électroencéphalographiques, ainsi que la somme des puissances des bandes alpha, bêta et thêta.

**Extrant :** L'index dérivé des données électroencéphalographiques, ainsi que la somme des puissances des bandes alpha, bêta et thêta, structurés pour être insérés dans une base de données SQL.

**Mécanismes :** Le connecteur se connecte toutes les demi-secondes au socket TCP-IP de NeuroRT pour aller chercher les données de l'index. Il les structure et les envoie vers la base de données SQL sur SAP HANA.

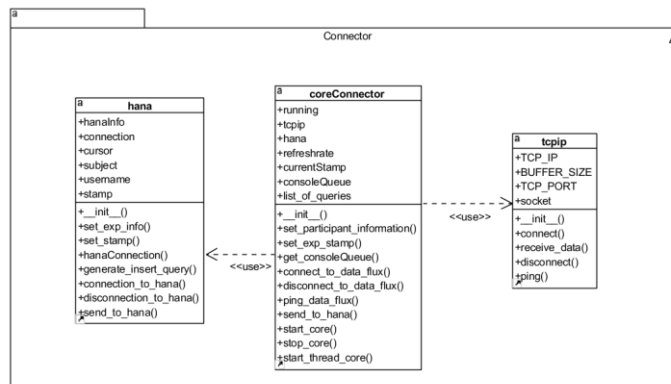


Figure 18 Modèle de Classes UML du « Connector »

**Technologies :** Python.

**Développement :** Programmer sur mesure pour cette expérimentation.

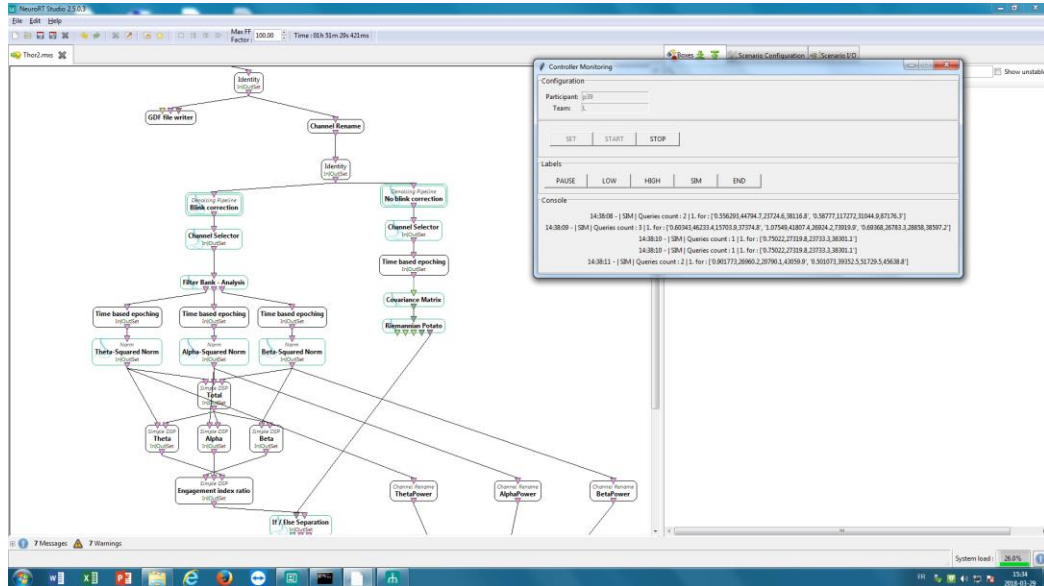


Figure 19 Captures d'écrans du processus de transformation des données EEG (arrière-plan) et du connecteur (premier plan)

## SAP HANA

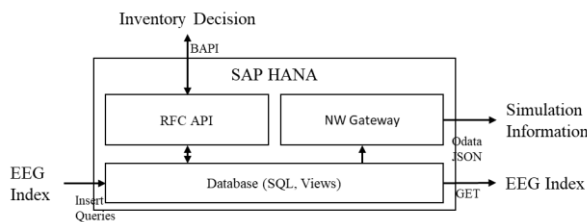


Figure 20 Modules « SAP HANA »

**Description :** SAP HANA permet de supporter la simulation ERPsim mais aussi le transfert et l'entreposage des données physiologiques.

**Intrants :** La base de données SQL reçoit les données EEG en provenance du « Connector ». Il reçoit aussi les requêtes que l'utilisateur entre dans son interface afin de passer les décisions d'inventaire à la simulation par une BAPI.

**Extrants** : À l'aide de services OData (« REST based API »), des vues sont créées sur les informations de simulation comme le jour, les ventes, les marges, etc. Cette API sera interrogée par la suite par l'interface de l'utilisateur afin de lui afficher l'information. Les données physiologiques sont disponibles à l'aide de vue SQL que le « controller ».

**Mécanismes** : le serveur SQL entrepose les données de l'index dans une table. Le « Connector » insère les données en temps réel. La table est disponible à travers des vues (Annexe 2).

```
create column table "THOR"."MENSIA_PHYSDATA"(
    "SUBJECT" VARCHAR (10) null,
    "USERNAME" VARCHAR (2) null,
    "STAMP" VARCHAR (10) default 'NOSTAMP',
    "INDEX" FLOAT (20) not null,
    "ALPHA" FLOAT (20) default null,
    "BETA" FLOAT (20) default null,
    "THETA" FLOAT (20) default null,
    "SYS_DATE" DATE default CURRENT_DATE,
    "SYS_TIME" TIMESTAMP default
    CURRENT_TIMESTAMP);
```

Les décisions provenant de l'interface utilisateur sont transférées par des servlets Java et SAP JCo (« SAP Java Connector »). Ce dernier est une librairie Java servant de « middleware » entre l'application et SAP. Elle permet de faire des appels directement vers des BAPI à travers des RFC (« Remote Function Call »). Ainsi, il est possible de faire passer des données entre l'application Java et SAP. Dans notre cas, ce mécanisme est utilisé pour faire passer les décisions d'inventaire de l'utilisateur vers SAP.

Les services OData permettent de créer des vues sur les données de la base de données SAP en temps réel sous la forme d'une API RESTful. Ainsi, nous sommes capables avec l'interface utilisateur et le « Controller » de faire des requêtes directement. Les données financières et d'inventaires sont mises disponibles en format JSON dans le format suivant :

```

{"d":{
  "results":[{
    "__metadata": {
      "type":"ERPsim.OData.erpsim.SalesType",
      "uri":"http://ross.hec.ca:8010/ERPsim/OData/erpsim.xsodata/Sales('72548693125036601')"),
      "ID":"72548693125036601",
      "SIM_ROUND":"01",
      "SIM_STEP":"03",
      "CALENDAR_DATE":"\\/Date(1420243200000)\\/",
      "PERIOD":1,
      "ELAPSED_STEPS":3,
      "STORAGE_LOCATION":"03N",
      "AREA":"North",
      "CUSTOMER_NUMBER":"0000080294",
      "DISTRIBUTION_CHANNEL":"16",
      "MATERIAL_NUMBER":"WW-T05",
      "MATERIAL_DESCRIPTION":"Butter",
      "MATERIAL_TYPE":"Trading Goods",
      "MATERIAL_CODE":"T05",
      "MATERIAL_SIZE":"",
      "MATERIAL_LABEL":"Butter",
      "NET_PRICE":"65.87",
      "CONTRIBUTION_MARGIN_PER_UNIT":"5.63",
      "NET_VALUE":"2305.45",
      "QUANTITY":"35",
      "COST":"2108.05",
      "CONTRIBUTION_MARGIN":"197.4",
      "NB_SALES_ORDERS":1,
      "NB_CUSTOMERS":1} ...
  ]
}

```

Ce résultat représente une vente unique (quantité de 35) dans une région (« North »), pour un produit (« Butter »), un jour donné (03). Ces données sont interprétées par le côté client (interface) et le « Controller » en temps réel.

**Technologies** : Langage ABAP, SAP JCO, OData services, JSON, SQL

## Feedback Controller

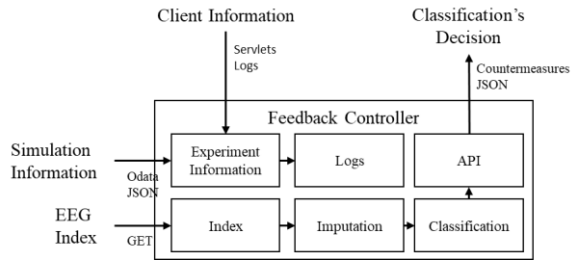


Figure 21 Module «Feedback Controller»

**Description :** Ce composant est le moteur central de l'interface cerveau-machine. Elle capture les données de la simulation, de l'interface et de l'index neurophysiologique pour envoyer les décisions d'adaptation à l'interface.

**Intrant :** Les dernières valeurs de l'index EEG entreposées dans la base de données. Les informations de la simulation (jours, ventes, scores) à travers l'API OData. Les logs de l'interface utilisée par le participant (actions, décisions, cliques sur l'interface).

**Extrant :** Le « Controller » propose une API qui partage les décisions d'adaptation prises par l'algorithme de classification (ThReADS).

**Mécanismes :** Le « Controller » gère deux processus majeurs : la synchronisation et l'enregistrement dans un fichier unique de toutes les données de l'expérimentation (données de la simulation, données de l'interface client, données neurophysiologiques); la capture de l'index, l'imputation des artéfacts (valeurs manquantes, extrêmes ou de mauvaise qualité) et la classification de l'index en une décision utilisable par l'interface adaptative de l'utilisateur.

### *Synchronisation et sauvegarde des données*

Lorsque les données sont capturées par le « Controller » elles sont synchronisées puis envoyées vers deux processus : le processus de classification ou la sauvegarde des données. Les données sont rassemblées dans un fichier texte en temps réel pendant l'expérimentation afin d'éviter toute perte de données en cas de problème. Chaque ligne représente 0.5 seconde de données. L'équipe, le sujet, l'heure, les seconds, le lag, les informations de la simulation



(jours, scores), la valeur de l'index, l'imputation (1 en cas de présence d'artéfact), le pourcentage d'imputation, les valeurs alpha, bêta, thêta, la décision du classificateur, les valeurs générées par ThReADS, ainsi que les actions par minutes sont enregistrées.

### *Processus de classification*

Les valeurs de l'index sont recherchées dans la base de données. Si un artéfact a été signalé la valeur manquante ou à remplacer est substitué grâce à une méthode d'imputation multiple. L'imputation finale et l'estimation ajustée sont calculées selon les formules suivantes :

$$\hat{\theta} = \frac{\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2 + \dots + \hat{\theta}_K}{K} \quad (1)$$

$$W + \left(1 + \frac{1}{K}\right) B \quad (2)$$

$$W = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{\sigma}_k^2 \quad (3)$$

$$B = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\hat{\theta}_k - \hat{\theta})^2 \quad (4)$$

- (1) Étant l'imputation finale (moyenne des estimations de tous les modèles)
- (2) Étant l'estimation ajustée de la variance  $\hat{\theta}$
- (3) Étant la moyenne des variances
- (4) Étant la variance entre les imputations

Les paramètres utilisés lors de cette expérimentation sont les suivants. Chaque imputation se fait par la création de 10 modèles composés de 1000 valeurs. Les valeurs sont générées selon une loi gaussienne basée sur les 10 dernières secondes de valeurs historiques.

Une fois ce processus terminé, les données imputées ou non sont envoyés vers le classificateur. Celui-ci utilise l'algorithme ThReADS présenté lors de l'article 2 pour prendre une décision d'adaptation qu'il rend disponible via une API.

Une interface a été programmée pour permettre de gérer l'expérience, mais aussi de surveiller la qualité des données reçues et le bon fonctionnement de tous les modules. Une courte analyse des requis auprès du personnel de collecte nous a permis de faire un croquis de l'interface. Le croquis développé a servi de base au développement de l'interface.

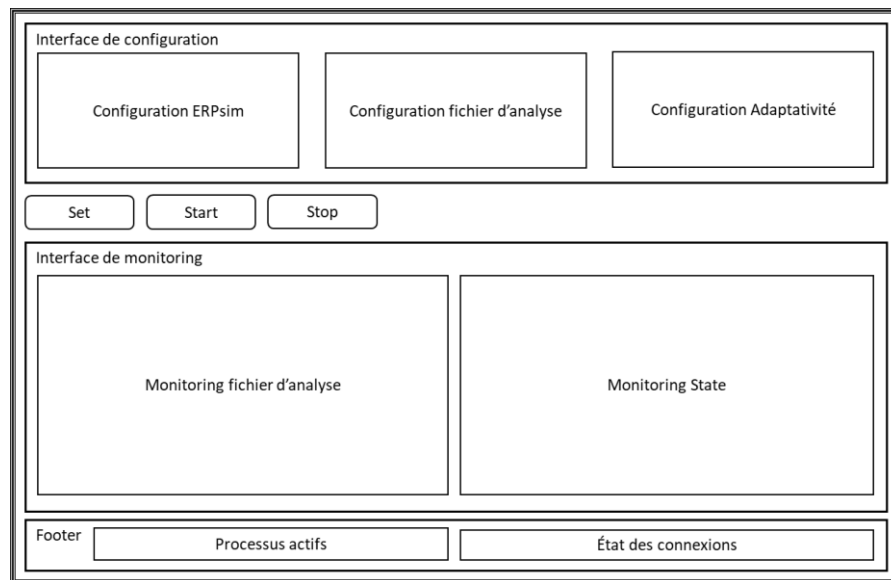


Figure 22 Croquis de l'Interface du « Controller »

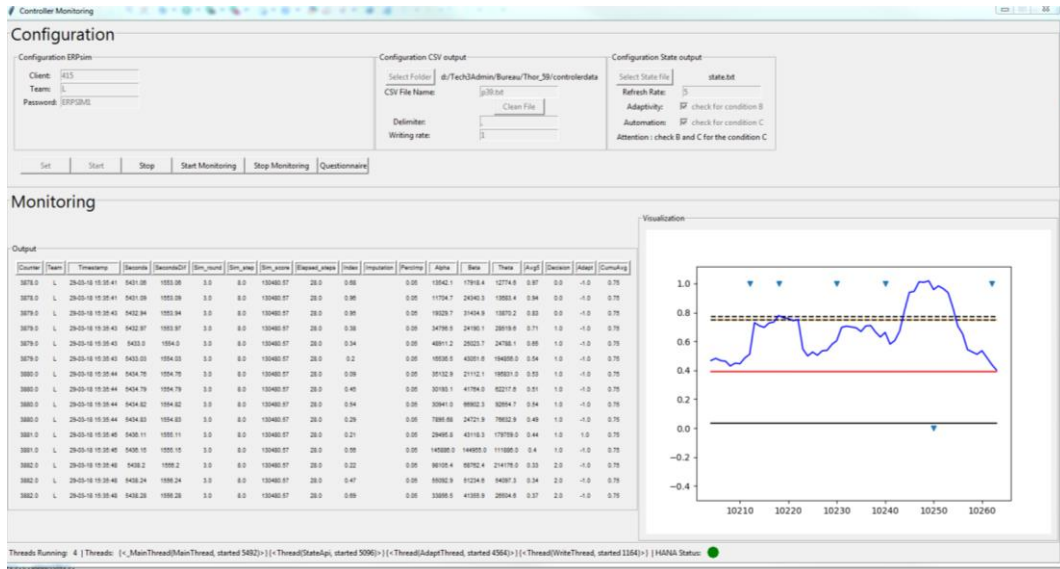


Figure 23 Interface du « Controller » destinée au chercheur

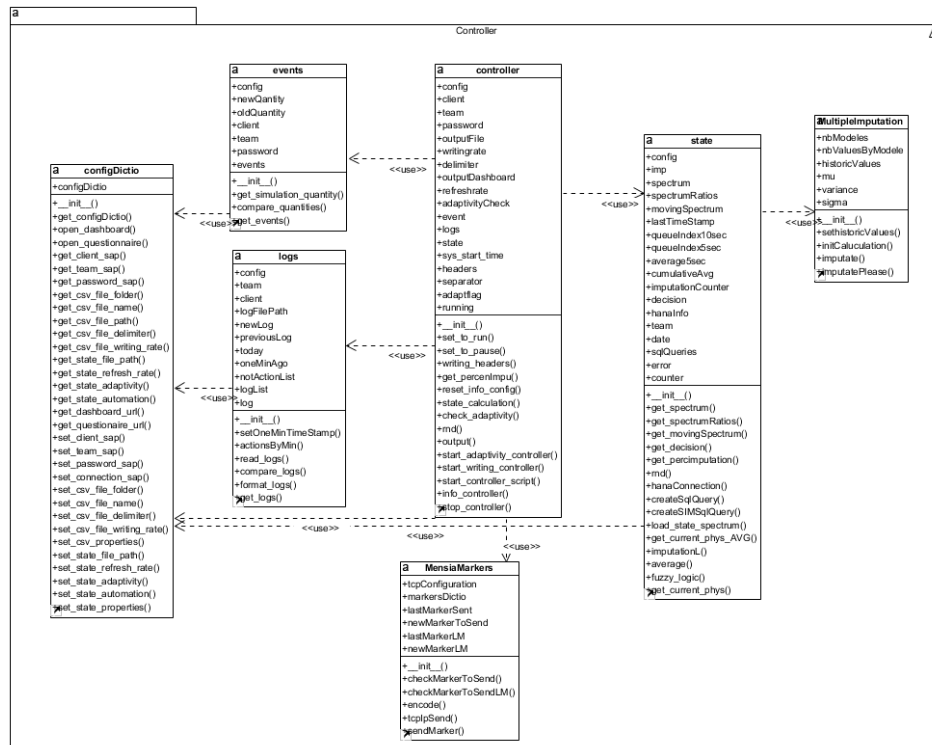


Figure 24 Modèle de Classes UML du « Controller » (l'interface n'est pas représentée)

Technologies : Python

Développement : fait sur mesure pour l'expérience.

## Client et Web Server

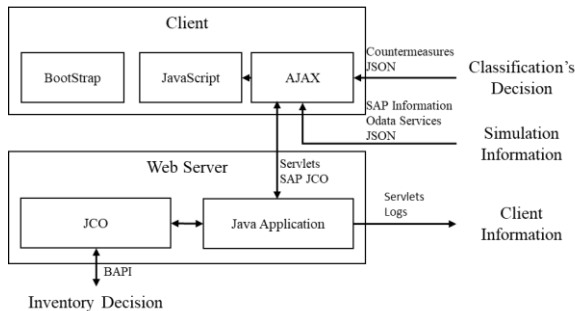


Figure 25 Modules « Client » et « Web Server »

Description : Ce composant est l'interface adaptative utilisée par le participant lors de l'expérimentation. Il permet au sujet de surveiller les ventes de la compagnie fictive, de prendre les décisions stratégiques de ventes et de recevoir les contremesures en cas de niveau d'attention soutenue bas.

Intrant : L'interface reçoit les décisions de classification du « Controller » ainsi que les informations de la simulation (ventes par secteurs, inventaires, etc.) en temps réel.

Extrant : L'interface via l'application Java envoie les décisions de ventes vers SAP. L'interface envoie en temps réel les logs vers le « Controller ».

Mécanismes : l'interface est programmée en JavaScript. Les données présentées sont rafraichies en temps réel avec des applications AJAX (« Asynchronous Javascript And XML »). Les applications AJAX permettent de faire des appels vers les services OData de SAP et vers les servlets Java sans avoir à rafraichir la page de l'utilisateur. Ainsi le sujet voit les informations changées, peut envoyer des décisions grâce au formulaire ou aller lire la documentation sans avoir à changer de page. Les contremesures sont aussi codées en utilisant AJAX. Le programme change la couleur de fond en fonction des décisions transmis par l'API du « Controller ». La couleur change en fonction du niveau d'attention soutenue classifié par l'algorithme ThReADS du blanc, en passant par l'orange pour finir par le rouge en cas critique.

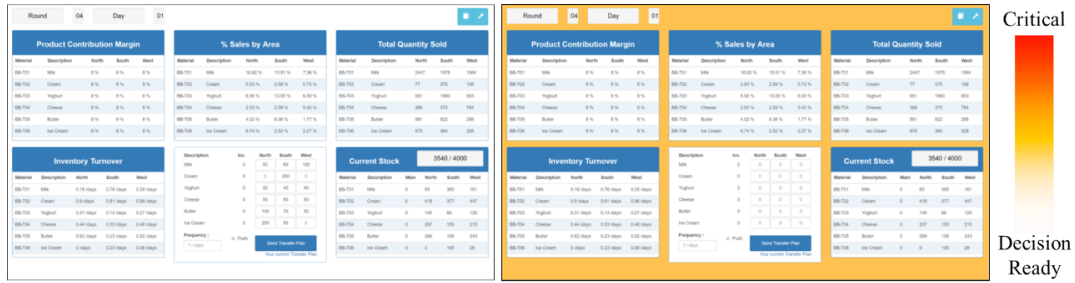


Figure 26 Interface Adaptive

Technologies : HTML5, Javascript, AJAX, Bootstrap, Java, Web Server Tomcat, SAP JCo.

Développement : interface développée sur mesure.

# Annexes

## Annexe 1 – ThReADS Pseudocode

```
ThReADS Algorithm :

1 |#Spectrum Loading
2 |bData <- Fetch baseline index data
3 |spectrum["HighMax"] <- baseline_data
4 |spectrum["HighAvg"] <- baseline_data
5 |spectrum["TotalAvg"] <- baseline_data
6 |spectrum["LowAvg"] <- baseline_data
7 |spectrum["LowMin"] <- baseline_data
8 |
9 |#thresholds
10 |spectrum["Red"] <- spectrum["LowAvg"] - (spectrum["LowAvg"] - spectrum["LowMin"])*0.5
11 |spectrum["Amber"] <- spectrum["LowAvg"] + (spectrum["TotalAvg"] - spectrum["LowAvg"])*0.5
12 |
13 |
14 |   #Ratio Initiation
15 |   for key in spectrumRatios
16 |     spectrumRatios[key] <-spectrum[key] / spectrum["TotalAvg"]
17 |
18 |   While system_running
19 |
20 |     live_data <- Fetch live index data
21 |
22 |     for line in live_data
23 |
24 |       index, alpha, beta, theta <- live_data
25 |
26 |       if index == flagged artifact
27 |         index <- imputation(index)
28 |
29 |       cumulativeAvg <- cumulativeAvg(index)
30 |
31 |       avg5 <- last 5 seconds average index values
32 |
33 |       for key in movingSpectrum
34 |         movingSpectrum[key] <- spectrumRatios[key] * cumulativeAvg
35 |
36 |       if average5sec > movingSpectrum["Amber"]
37 |
38 |         return classification = white
39 |
40 |       elif average5sec < movingSpectrum["Amber"] and average5sec > movingSpectrum["Red"]
41 |
42 |         return classification = amber
43 |
44 |       elif average5sec < movingSpectrum["Red"]
45 |
46 |         return classification = red
47 |
48 |
```

## Annexe 2 – Vues SQL

```
-- Vue pour la moyenne, le min de l'état LOW
DROP VIEW VIEW_THOR_LOW;

CREATE VIEW VIEW_THOR_LOW AS

    SELECT SUBJECT, USERNAME, STAMP, AVG(INDEX), MIN(INDEX),
    AVG(ALPHA), MIN(ALPHA), AVG(BETA), MIN(BETA), AVG(THETA), MIN(THETA),
    SYS_DATE

    FROM "THOR"."MENSIA_PHYSDATA"

    WHERE "STAMP" = 'LOW' and "INDEX" > 0

    GROUP BY SUBJECT, USERNAME, STAMP, SYS_DATE;

-- Vue pour la moyenne, le max de l'état HIGH
DROP VIEW VIEW_THOR_HIGH;

CREATE VIEW VIEW_THOR_HIGH AS

    SELECT SUBJECT, USERNAME, STAMP, AVG(INDEX), MAX(INDEX),
    AVG(ALPHA), MAX(ALPHA), AVG(BETA), MAX(BETA), AVG(THETA), MAX(THETA),
    SYS_DATE

    FROM "THOR"."MENSIA_PHYSDATA"

    WHERE "STAMP" = 'HIGH' and "INDEX" > 0

    GROUP BY SUBJECT, USERNAME, STAMP, SYS_DATE;

-- Vue pour la moyenne de tous les états
DROP VIEW VIEW_THOR_ALL;

CREATE VIEW VIEW_THOR_ALL AS

    SELECT SUBJECT, USERNAME, AVG(INDEX), AVG(ALPHA), AVG(BETA),
    AVG(THETA), SYS_DATE

    FROM "THOR"."MENSIA_PHYSDATA"

    WHERE "STAMP" = 'HIGH' OR "STAMP" = 'LOW' and "INDEX" > 0

    GROUP BY SUBJECT, USERNAME, SYS_DATE;

-- Vue pour les valeurs des 5 dernières secondes
DROP VIEW VIEW_THOR_SIM5;
```

```

CREATE VIEW VIEW_THOR_SIM5 AS

    SELECT TOP 10 SUBJECT, USERNAME, STAMP, INDEX, ALPHA, BETA,
    THETA, SYS_DATE, TO_VARCHAR(SYS_TIME)

    FROM "THOR"."MENSIA_PHYSDATA"

    WHERE "STAMP" = 'SIM'

    ORDER BY SYS_DATE DESC, SYS_TIME DESC

;

-- Vue pour les valeurs des 10 dernières secondes
DROP VIEW VIEW_THOR_SIM10;
CREATE VIEW VIEW_THOR_SIM10 AS

    SELECT TOP 20 SUBJECT, USERNAME, STAMP, INDEX, ALPHA, BETA,
    THETA, SYS_DATE, TO_VARCHAR(SYS_TIME)

    FROM "THOR"."MENSIA_PHYSDATA"

    WHERE "STAMP" = 'SIM'

    ORDER BY SYS_DATE DESC, SYS_TIME DESC

;

```



## Annexe 3 – Questionnaires

### DIRECTIVES ACCOMPAGNANT UN QUESTIONNAIRE ANONYME

Choix du design pédagogique pour les cours en ligne de HEC Montréal

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

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

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

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

Vous êtes complètement libre de refuser de participer à ce projet et vous pouvez décider en tout temps d'arrêter de répondre aux questions. Le fait de remplir ce questionnaire sera considéré comme votre consentement à participer à notre recherche et à l'utilisation des données recueillies dans ce questionnaire pour d'éventuelles recherches. Puisque le questionnaire est anonyme, une fois votre participation complétée, il vous sera impossible de vous retirer du projet de recherche, car il sera impossible de déterminer quelles réponses sont les vôtres.

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

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

Merci de votre précieuse collaboration!

Théophile Demazure  
Étudiant à la maîtrise  
HEC Montréal  
[theophile.demazure@hec.ca](mailto:theophile.demazure@hec.ca)

Pierre Majorique Léger  
Professeur titulaire  
HEC Montréal  
514 340-7013,  
[pml@hec.ca](mailto:pml@hec.ca)

# Questionnaire

Numéro de participant

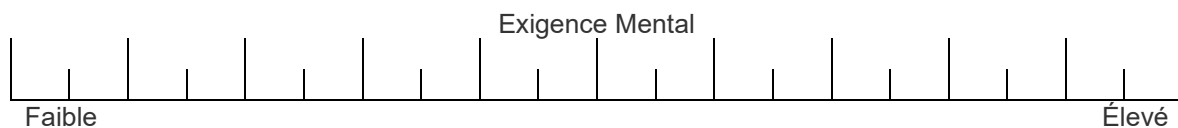
Équipe

Condition

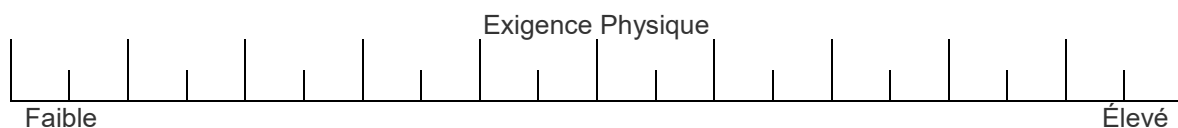
Age

Sexe

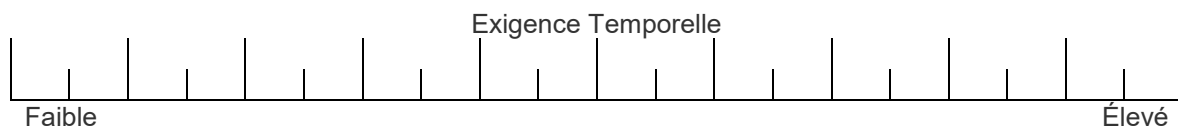
Quelle a été l'importance de l'activité mentale et intellectuelle requise (ex. réflexion, décision, calcul, mémorisation, observation, recherche etc.) ? La tâche vous a-t-elle paru simple, nécessitant peu d'attention (faible) ou complexe, nécessitant beaucoup d'attention (élevée) ?



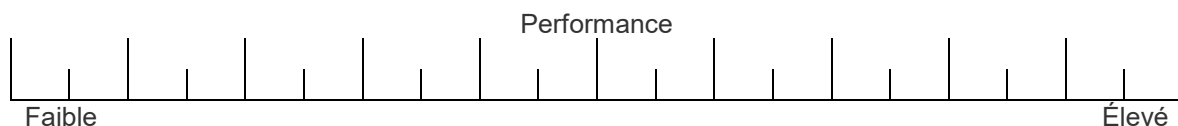
Quelle a été l'importance de l'activité physique requise (ex. pousser, porter, tourner, marcher, activer, etc.) ? La tâche vous a-t-elle paru facile, peu fatigante, calme (faible) ou pénible, fatigante, active (élevée) ?



Quelle a été l'importance de la pression temporelle causée par la rapidité nécessitée pour l'accomplissement de la tâche ? Était-ce un rythme lent et tranquille (faible) ou rapide et précipité (élevé) ?



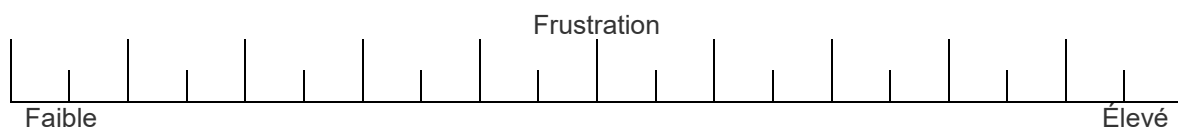
Quelle réussite pensez-vous avoir eu dans l'accomplissement de votre tâche ? Comment pensez-vous avoir atteint les objectifs déterminés par la tâche ?



Quel degré d'effort avez-vous dû fournir pour exécuter la tâche demandée, (mentalement et physiquement) ?



Pendant l'exécution du travail vous êtes-vous senti satisfait, relaxé, sûr de vous (niveau de frustration faible), ou plutôt découragé, irrité, stressé, sans assurance (niveau de frustration élevé) ?



*Les énoncés suivants concernent la façon dont vous vous êtes senti durant la simulation. Indiquez jusqu'à quel point vous êtes en accord ou en désaccord avec ces énoncés. Veuillez noircir la case qui correspond à votre opinion.*

Jamais 1	Très peu 2	Neutre 3	Un peu 4	Beaucoup 5	
<b>Durant la simulation, ...</b>					
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous fait vous sentir impatient et incontesté en même temps ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point avez-vous senti que vous ne saviez pas quoi faire de votre temps ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous rend-il incapable d'arrêter de penser à des choses que vous préférez faire ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous a-t-il fait penser que la situation ne servait aucun but important ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous donne envie de faire quelque chose de complètement différent ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous donne-t-il envie de faire quelque chose de concret ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous a-t-il fait changer de comportement ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous a-t-il poussé vers une activité plus significative ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous donne-t-il envie de faire quelque chose de plus significatif ?	①	②	③	④	⑤
Lorsque vous vous êtes ennuyé, à quel point ce sentiment vous a-t-il donné envie d'être mis au défi ?	①	②	③	④	⑤

Les énoncés suivants concernent la façon dont vous vous êtes senti durant la simulation. Indiquez jusqu'à quel point vous êtes en accord ou en désaccord avec ces énoncés. **Veillez noircir la case qui correspond à votre opinion.**

Fortement en désaccord 1	Assez en désaccord 2	Un peu en désaccord 3	Ni en désaccord, ni en accord 4	Un peu en accord 5	Assez d'accord 6	Fortement d'accord 7
<b>Durant la simulation, ...</b>						
Je me sentais suffisamment compétent pour rencontrer les exigences élevées de la situation.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	
Je faisais les choses spontanément et automatiquement, sans avoir à réfléchir.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	
Je savais clairement ce que je voulais accomplir.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	
J'avais une perception assez nette de mon rendement.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	
J'étais complètement concentré, « focusé » sur la tâche à effectuer.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	
Je sentais que je contrôlais parfaitement mes actions.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	
Je ne me préoccupais pas de ce que les autres pouvaient penser de moi.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	
Le temps ne semblait pas s'écouler au même rythme que d'habitude.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	
J'ai trouvé cette expérience extrêmement valorisante.					① ② ③ ④ ⑤ ⑥ ⑦	

## Bibliographies

---

- Astor, Philipp J., Marc T. P. Adam, Petar Jerčić, Kristina Schaaff et Christof Weinhardt (2013). « Integrating Biosignals into Information Systems: A NeuroIS Tool for Improving Emotion Regulation », *Journal of Management Information Systems*, vol. 30, no 3, p. 247-278.
- Autor, David H. (2015). « Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation », *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29, no 3, p. 3-30.
- Bainbridge, Lisanne (1983). « Ironies of automation », dans *Analysis, Design and Evaluation of Man–Machine Systems 1982*, Elsevier, p. 129-135.
- Brocke, Jan Vom, René Riedl et Pierre-Majorique Léger (2013). « Application strategies for neuroscience in information systems design science research », *Journal of Computer Information Systems*, vol. 53, no 3, p. 1-13.
- Buck, Leslie (1966). « Reaction time as a measure of perceptual vigilance », *Psychological bulletin*, vol. 65, no 5, p. 291.
- Demazure, Théophile, Alexander J Karran, Élise Labonté-LeMoyne, Pierre-Majorique Léger, Sylvain Sénécal, Marc Fredette, *et al.* (2018). « Sustained attention in a monitoring task: Towards a neuroadaptative enterprise system interface », *Information Systems and Neuroscience*, p. Chapter 15.
- El Ayadi, Moataz, Mohamed S Kamel et Fakhri Karray (2011). « Survey on speech emotion recognition: Features, classification schemes, and databases », *Pattern Recognition*, vol. 44, no 3, p. 572-587.
- Ewing, K. C., S. H. Fairclough et K. Gilleade (2016). « Evaluation of an Adaptive Game that Uses EEG Measures Validated during the Design Process as Inputs to a Biocybernetic Loop », *Front Hum Neurosci*, vol. 10, p. 223.
- Fairclough, Stephen H. (2009). « Fundamentals of physiological computing », *Interacting with Computers*, vol. 21, no 1-2, p. 133-145.
- Forester (2017a). « Automation Technologies, Robotics, And Artificial Intelligence In The Workforce », *Forester*.
- Forester (2017b). « The Future Of Jobs, 2027: Working Side By Side With Robots », *Forester*, vol. Infrastructure & Operations Professionals.

- Freeman, F. G., P. J. Mikulka, M. W. Scerbo et L. Scott (2004). « An evaluation of an adaptive automation system using a cognitive vigilance task », *Biol Psychol*, vol. 67, no 3, p. 283-297.
- Gregor, Shirley et Alan R Hevner (2013). « Positioning and presenting design science research for maximum impact », *MIS quarterly*, vol. 37, no 2.
- Hevner, Alan R (2007). « A three cycle view of design science research », *Scandinavian journal of information systems*, vol. 19, no 2, p. 4.
- Hevner, Alan R, Salvatore T March, Jinsoo Park et Sudha Ram (2004). « Design science in information systems research », *MIS quarterly*, vol. 28, no 1, p. 75-105.
- Lacity, M et Leslie Willcocks (2015). « What knowledge workers stand to gain from automation », *Harv. Bus. Rev.*, vol. 19.
- Lee, John D et Bobbie D Seppelt (2009). « Human factors in automation design », dans *Springer handbook of automation*, Springer, p. 417-436.
- Léger, PM, J Robert, G Babin, R Pellerin et B Wagner (2007). « ERPsim », *ERPsim Lab (erpsim.hec.ca)*, HEC Montreal, QC.
- Mackworth, Jane (1964). « Performance decrement in vigilance, threshold, and high-speed perceptual motor tasks », *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie*, vol. 18, no 3, p. 209.
- Mackworth, Norman (1948). « The breakdown of vigilance during prolonged visual search », *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, vol. 1, no 1, p. 6-21.
- McCormack, PD (1960). « Performance in a vigilance task as a function of length of interstimulus interval », *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie*, vol. 14, no 4, p. 265.
- Mikulka, Peter J., Mark W. Scerbo et Frederick G. Freeman (2002). « Effects of a Biocybernetic System on Vigilance Performance », *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, vol. 44, no 4, p. 654-664.
- Ministère fédéral de l'Éducation et de la Recherche, BFMBF (2018). « Kognitiver Arbeitsschutz für die Mensch-Maschinen-Interaktion ».
- Oken, B. S., M. C. Salinsky et S. M. Elsas (2006). « Vigilance, alertness, or sustained attention: physiological basis and measurement », *Clin Neurophysiol*, vol. 117, no 9, p. 1885-1901.

- Parasuraman, Raja et Dietrich H Manzey (2010). « Complacency and bias in human use of automation: An attentional integration », *Human factors*, vol. 52, no 3, p. 381-410.
- Parasuraman, Raja, Thomas B. Sheridan et Christopher D. Wickens (2008). « Situation Awareness, Mental Workload, and Trust in Automation: Viable, Empirically Supported Cognitive Engineering Constructs », *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, vol. 2, no 2, p. 140-160.
- Peppers, Ken, Samir Chatterjee, Marcus A. Rothenberger et Tuure Tuunanen (2007). « A Design Science Research Methodology for Information Systems Research », *Journal of Management Information Systems*, vol. 24, no 3, p. 45-77.
- Petersen, Steven E et Michael I Posner (2012). « The attention system of the human brain: 20 years after », *Annual review of neuroscience*, vol. 35, p. 73-89.
- Petrantonakis, Panagiotis C et Leontios J Hadjileontiadis (2010). « Emotion recognition from EEG using higher order crossings », *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, no 2, p. 186-197.
- Picard, Rosalind Wright (1995). « Affective computing ».
- Pope, Alan T.; Bogart, Edward H.; Bartolonne, Debbie S. (1995). « Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task ».
- Sarter, Nadine B (2018). « 13 Cockpit Automation: From Quantity to Quality, From Individual Pilot to Multiple Agents », *Automation and human performance: Theory and applications*, p. 159.
- Stiroh, Kevin J (2002). « Information technology and the US productivity revival: what do the industry data say? », *American Economic Review*, vol. 92, no 5, p. 1559-1576.
- Walls, Joseph G, George R Widmeyer et Omar A El Sawy (1992). « Building an information system design theory for vigilant EIS », *Information systems research*, vol. 3, no 1, p. 36-59.
- Wolpaw, Jonathan R, Niels Birbaumer, Dennis J McFarland, Gert Pfurtscheller et Theresa M Vaughan (2002). « Brain-computer interfaces for communication and control », *Clinical neurophysiology*, vol. 113, no 6, p. 767-791.