

HEC MONTRÉAL

**Amélioration de la prise de mesure physiologique par l'estimation de la
durée de la réponse émotionnelle et de la latence intrinsèque à un
stimulus**

par

Élise Boissonneault

**Sciences de la gestion
(Option Intelligence d'affaires)**

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

Décembre 2019
© Élise Boissonneault, 2019

Figure 1 : Certificat d'approbation éthique (janvier 2018)

HEC MONTRÉAL
Comité d'éthique de la recherche

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 # : 2018-2904

Titre du projet de recherche : Recherche et développement collaborative en UX

Chercheur principal :
Marc Fredette,
Professeur titulaire, Département de sciences de la décision, HEC Montréal

Cochercheurs :
Pierre-Majorique Léger; François Courtemanche; Shang-Lin Chen

Date d'approbation du projet : 11 janvier 2018

Date d'entrée en vigueur du certificat : 11 janvier 2018

Date d'échéance du certificat : 01 janvier 2019


Maurice Lemelin
Président du CER de HEC Montréal

NAGANO www.hec.ca Approbation du projet par le comité d'éthique
Comité d'éthique de la recherche - HEC Montréal

2/2

Figure 2 : Renouvellement de l'approbation éthique (décembre 2018)

HEC MONTRÉAL
Comité d'éthique de la recherche

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 # : 2018-2904 - Recherche et développement collaborative en UX

Titre du projet de recherche : Recherche et développement collaborative en UX

Chercheur principal :
Marc Fredette
Professeur titulaire, Département de sciences de la décision - HEC Montréal

Cochercheurs :
Pierre-Majorique Léger; François Courtemanche; Shang-Lin Chen

Date d'approbation du projet : 11 janvier 2018

Date d'entrée en vigueur du certificat : 01 janvier 2019

Date d'échéance du certificat : 01 janvier 2020



Maurice Lemelin
Président du CER de HEC Montréal

NAGANO Approbation du renouvellement par le comité d'éthique
www.hec.ca Comité d'éthique de la recherche - HEC Montréal

2 / 2

Figure 3 : Approbation du formulaire F-8 Modification au projet (février 2019)

HEC MONTRÉAL

Comité d'éthique de la recherche

Le 12 février 2019

À l'attention de :
Marc Fredette
Département de sciences de la décision, HEC Montréal

Cochercheurs :
Pierre-Majorique Léger; François Courtemanche; Shang-Lin Chen; Elise Boissonneault; Florian Coustures;
Samuel Turp-Yonezawa; Amay Cheam

Projet # : 2018-2904

Titre du projet :
Recherche et développement collaborative en UX

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 à l'équipe 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



Maurice Lemelin
Président
CER de HEC Montréal

NAGANO Document officiel du CER
www.hec.ca Comité d'éthique de la recherche - HEC Montréal

1 / 1

Figure 4 : Attestation d'approbation éthique complétée (décembre 2019)

HEC MONTRÉAL
Comité d'éthique de la recherche

ATTESTATION D'APPROBATION ÉTHIQUE COMPLÉTÉE

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

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

Nom de l'étudiant(e) : Élise Boissonneault

Titre du projet supervisé/mémoire/thèse :
Amélioration de la prise de mesure physiologique par l'estimation de la durée de la réponse émotionnelle et de la latence intrinsèque à un stimulus

Titre du projet sur le certificat :
Recherche et développement collaborative en UX

Projet # : 2018-2904

Chercheur principal / directeur de recherche :
Marc Fredette

Cochercheurs :
Pierre-Majorique Léger; François Courtemanche; Shang-Lin Chen; Élise Boissonneault; Florian Coustures; Samuel Turp-Yonezawa; Amay Cheam; Pierre-Jude Souverain; Omar Chikhar

Date d'approbation initiale du projet : 11 janvier 2018

Date de fermeture de l'approbation éthique pour l'étudiant(e) : 02 décembre 2019



Maurice Lemelin
Président
CER de HEC Montréal

NAGANO Document officiel du CER
www.hecmonreal.ca Comité d'éthique de la recherche - HEC Montréal

1/1

Résumé

Dans le cadre de recherche en expérience utilisateur, on veut pouvoir reconnaître les émotions qu'une personne ressent dans l'exercice d'une tâche donnée et ainsi pouvoir en ressortir des recommandations qui permettront ultimement d'améliorer l'expérience vécue par les utilisateurs. Une des nombreuses, mais complémentaires manières d'obtenir de l'information sur les émotions vécues est par l'utilisation de l'informatique physiologique, ce qui consiste en l'interprétation des informations envoyées par le système nerveux. Lorsqu'un utilisateur est confronté à un stimulus, il s'en suit un temps de latence qui correspond au délai avant la réaction, puis la réaction elle-même qui aura une certaine durée. C'est un enjeu vital du processus de reconnaissance des émotions d'identifier correctement ce délai entre l'exposition et la réaction ainsi que la durée.

Considérant les différences fondamentales entre les divers signaux physiologiques, les travaux de reconnaissance émotionnelle à partir de données physiologiques appliquent actuellement des temps de latence et de durée de réaction différents selon le signal. De même, chaque individu possède une expérience et des caractéristiques qui façonnent sa manière de percevoir et réagir à des événements. Ce constat s'applique aussi lors d'interactions avec une interface d'application ou de site web. Voilà pourquoi nous chercherons à améliorer la méthode utilisée actuellement en incluant différentes caractéristiques individuelles dans le calcul des temps de latence et de durée de réaction, pour faire ressortir cette différence qui existe entre chaque individu, comme on le fait pour les signaux physiologiques. Des modèles ont été générés et pourront être utilisés dans ce but d'appliquer cette personnalisation en considérant les limites.

Mots clés : Latence, Durée, Réaction physiologique, Spécificité, Réponse individuelle, Reconnaissance des émotions, Traitement du signal affectif, Inférence physiopsychologique.

Abstract

In User Experience Research, we want to be able to recognize the emotions that a person feels in the performance of a given task and to be able to come up with recommendations that will ultimately improve the user experience. One of the many, but complementary ways of obtaining information about lived emotions is through the application of physiological computing, which involves the interpretation of information sent by the nervous system. When a subject is confronted with a stimulus, there follows a latency period which corresponds to the delay before the reaction, then the reaction itself that lasts a certain time. It is a vital part of the emotion recognition process to correctly identify this reaction.

Considering the fundamental differences between the various physiological signals, works about emotional recognition processed from physiological data currently apply different latency and reaction time depending on the signal processed. In the same idea, each person has experience and characteristics that shape their way of perceiving and responding to events. This is also true when interacting with an application or website interface. That is why we will seek to improve the method currently used by including different individual characteristics in the calculation of latency and reaction time, to bring out the difference that exists between everyone, as it's done for physiological signals. Models have been generated and can be used to apply this personification while considering the limits.

Keywords : Latency, Duration, Physiological reaction, Individual response, Specificity, Emotion recognition, Affective signal processing, Psychological inference.

Table des matières

| | |
|--|-------|
| Résumé..... | XIII |
| Abstract | XV |
| Table des matières | XVII |
| Liste des tableaux..... | XXI |
| Liste des figures..... | XXIII |
| Liste des abréviations..... | XXV |
| Avant-propos..... | XXVII |
| Remerciements | XXIX |
| Chapitre 1 Introduction et revue de littérature..... | 1 |
| 1.1 Contexte | 1 |
| 1.1.1 Intelligence d'affaires..... | 1 |
| 1.1.2 La recherche en UX | 3 |
| 1.1.3 Informatique affective : reconnaissance des émotions..... | 5 |
| 1.2 Informatique physiologique | 6 |
| 1.2.1 Signaux physiologiques | 6 |
| 1.2.2 Réaction physiologique | 7 |
| 1.2.3 Les défis de la reconnaissance des émotions à l'aide des signaux physiologiques | 8 |
| 1.3 Spécificité de la réponse individuelle (SRI)..... | 10 |
| 1.4 Recherches antérieures et contribution | 12 |
| 1.5 Objectifs de l'étude | 13 |
| 1.6 Informations sur l'article | 14 |
| Chapitre 2 Données initiales et optimisation empirique | 15 |
| Résumé | 15 |
| 2.1 Description des données initiales..... | 15 |
| 2.2 Mesures psychométriques : HEXACO..... | 19 |
| 2.3 Procédé d'optimisation des latences et durées..... | 20 |

| | | |
|--|--|----|
| 2.3.1 | Limites | 20 |
| 2.3.2 | Explication du procédé optimisation | 22 |
| 2.4 | <i>Carryover effect</i> | 23 |
| 2.4.1 | Pourquoi traiter cet effet? | 24 |
| 2.4.2 | Correction de l'effet | 26 |
| 2.5 | Conclusion | 31 |
| Chapitre 3 Comprendre l'effet des caractéristiques individuelles | | 33 |
| Résumé | | 33 |
| 3.1 | Méthodologie | 33 |
| 3.1.1 | Choix d'une trailing function pour chaque signal | 33 |
| 3.1.1.1 | Signal ECG | 34 |
| 3.1.1.2 | Signal EDA1 | 35 |
| 3.1.1.3 | Signal PUPIL | 36 |
| 3.1.1.4 | Signal EDA ajusté (EDA2) | 37 |
| 3.1.1.5 | Comparaisons ANOVA | 38 |
| 3.1.1.6 | Choix finaux des trailing functions pour chaque signal | 44 |
| 3.1.2 | Statistiques descriptives | 44 |
| 3.2 | Résultats | 48 |
| 3.5 | Conclusion | 50 |
| 3.5.1 | Recommandations | 51 |
| Chapitre 4 Associer la bonne réponse émotionnelle au stimulus | | 55 |
| Résumé | | 55 |
| 4.1 | Méthodologie | 55 |
| 4.2 | Résultats | 55 |
| 4.3 | Conclusion | 60 |
| 4.3.1 | Recommandations | 60 |
| 4.3.2 | Généricité de la reconnaissance des émotions | 63 |
| Conclusion | | 65 |
| Futures pistes d'analyse | | 65 |

| | |
|---|---------|
| Contributions..... | 67 |
| Limites | 67 |
| Bibliographie | LXIX |
| Annexe 1 : Article soumis à NeuroPhySC 2019..... | LXXIII |
| Annexe 2 : Exemples d’interfaces avec images IAPS et GAPED..... | LXXIX |
| Annexe 3 : Modèles de régressions simples..... | LXXXIII |
| Annexe 4 : Modèles de régressions multiples | LXXXV |

Liste des tableaux

| | |
|---|----|
| Tableau 1.1 : Latences physiologiques adaptées de Laeng, B et al. (2011) et van den Broek et al. (2011), (Source : Courtemanche, 2013)..... | 9 |
| Tableau 2.1 : Conditions..... | 17 |
| Tableau 2.2 : Les domaines et facettes de la personnalité évalués par le test HEXACO (Source : Lee et Ashton, 2004) | 20 |
| Tableau 2.3 : Résultat de la correction de l'effet <i>carryover</i> | 30 |
| Tableau 2.4 : Informations sur les données finales utilisées pour effectuer les analyses..... | 32 |
| Tableau 3.1 : Statistiques descriptives sur le coefficient de corrélation de chaque <i>trailing function</i> du signal ECG | 34 |
| Tableau 3.2 : Effets significatifs lors de l'utilisation de chaque <i>trailing function</i> du signal ECG (une cellule vide indique l'absence d'un effet significatif à 10%) | 35 |
| Tableau 3.3 : Statistiques descriptives sur le coefficient de corrélation de chaque <i>trailing function</i> du signal EDA1 | 35 |
| Tableau 3.4 : Effets significatifs lors de l'utilisation de chaque <i>trailing function</i> du signal EDA1 (une cellule vide indique l'absence d'un effet significatif à 10%)..... | 36 |
| Tableau 3.5 : Statistiques descriptives sur le coefficient de corrélation de chaque <i>trailing function</i> du signal PUPIL | 36 |
| Tableau 3.6 : Effets significatifs lors de l'utilisation de chaque <i>trailing function</i> du signal PUPIL (une cellule vide indique l'absence d'un effet significatif à 10%) | 37 |
| Tableau 3.7: Statistiques descriptives sur le coefficient de corrélation de chaque <i>trailing function</i> du signal EDA2 (une cellule vide indique l'absence d'un effet significatif à 10%) | 38 |
| Tableau 3.8 : Effets significatifs lors de l'utilisation de chaque <i>trailing function</i> du signal EDA2..... | 38 |
| Tableau 3.9 : Comparaisons de Tuckey entre les moyennes des <i>trailing functions</i> d'intérêts..... | 43 |

| | |
|---|----------|
| Tableau 3.10 : Statistiques descriptives de la latence par signal (signaux triés par la moyenne descendante) | 44 |
| Tableau 3.11 : Statistiques descriptives de la durée par signal (signaux triés par la moyenne descendante) | 45 |
| Tableau 3.12 : Statistiques descriptives des caractéristiques individuelles | 46 |
| Tableau 3.13 : Résultats et performance des régressions linéaires simples significatives..... | 48 |
| Tableau 3.14 : Tableau des coefficients et valeurs-p des effets individuels | 49 |
| Tableau 3.15 : Caractéristiques individuelles à considérer par signal et variable d'intérêt | 52 |
| Tableau 4.1 : Résultats sur la performance des régressions linéaires multiples pour les modèles base et les modèles avec interaction..... | 57 |
| Tableau 4.2 : Modèles de régression multiples obtenus pour les modèles ayant passé le test F de la signification globale..... | 59 |
| Tableau 4.3 : Modèles de régression à utiliser par signal et variable d'intérêt | 60 |
| Tableau A3.1 : Résultats et performance des régressions linéaires simples pour la latence | LXXXIII |
| Tableau A3.2 : Résultats et performance des régressions linéaires simples pour la durée..... | LXXXIV |
| Tableau A4.1 : Modèles de régressions linéaires multiples avec les variables de base (9 variables) pour la latence | LXXXV |
| Tableau A4.2 : Modèles de régressions linéaires multiples avec les variables de base (9 variables) pour la durée | LXXXVI |
| Tableau A4.3 : Modèles de régressions linéaires multiples avec les variables de base et interactions (24 variables) pour la latence | LXXXVII |
| Tableau A4.4 : Modèles de régressions linéaires multiples avec les variables de base et interactions (24 variables) pour la durée..... | LXXXVIII |

Liste des figures

| | |
|---|-----|
| Figure 1 : Certificat d’approbation éthique (janvier 2018) | V |
| Figure 2 : Renouvellement de l’approbation éthique (décembre 2018) | VII |
| Figure 3 : Approbation du formulaire F-8 Modification au projet (février 2019)..... | IX |
| Figure 4 : Attestation d’approbation éthique complétée (décembre 2019) | XI |
| Figure 1.1 : Technologies essentielles pour les projets d'amélioration de l'expérience client (source : Davis, 2018) | 4 |
| Figure 1.2 : Illustration de temps de latence et de durée fictifs d'une réaction à un stimulus sur un signal fictif..... | 8 |
| Figure 2.1 : Distribution affective des stimuli | 17 |
| Figure 2.3 : Distribution des temps de latence optimaux..... | 24 |
| Figure 2.4 : Distribution des temps de durée optimaux | 25 |
| Figure 2.5 : Démonstration des conséquences du <i>carryover effect</i> | 26 |
| Figure 2.6 : Démonstration visuelle fictive de l’effet d’une <i>trailing function</i> | 28 |
| Figure 2.7 : Distribution des valeurs de latence optimales (avant vs après la correction de l’effet <i>carryover</i>) | 30 |
| Figure 2.8 : Distribution des valeurs de durée optimales (avant vs après la correction de l’effet <i>carryover</i>)..... | 31 |
| Figure 3.1 : Distribution des valeurs de coefficients de corrélation par <i>trailing</i> <i>function</i> pour le signal ECG | 40 |
| Figure 3.2 : Distribution des valeurs de coefficients de corrélation par <i>trailing</i> <i>function</i> pour le signal EDA2 | 40 |
| Figure 3.3 : QQplots pour l’évaluation de la normalité des observations | 41 |
| Figure 3.4 : Résidus standardisés en fonction des moyennes de chaque groupe | 42 |
| Figure 3.5 : Répartition des valeurs de latence | 45 |
| Figure 3.6 : Répartition des valeurs de durée | 45 |
| Figure 3.7 : Distribution des valeurs des caractéristiques individuelles..... | 47 |

Liste des abréviations

D = Durée

ECG = Électrocardiogramme

EDA = Activité électrodermale

IHM = Interaction humain machine

L = Latence

PUPIL = Diamètre de la pupille

SRI = Spécificité de la réponse individuelle

UX = Expérience utilisateur

Avant-propos

L'autorisation de rédiger ce mémoire a été obtenue par la direction du programme de M.Sc. de HEC Montréal.

Remerciements

En premier lieu, je souhaite remercier Danielle, ma mère exceptionnelle, qui a toujours été là pour moi malgré tous les rebondissements de la vie. Tu n'as jamais lâché quand je n'aimais pas l'école et voici où je me suis rendue. Ta patience, ta résilience et ta manière de voir la vie sont vraiment un exemple à suivre pour tous.

Un merci tout spécial à ma petite sœur Lyna, qui est une personne qui m'a permis un développement personnel exceptionnel, étant une source de motivation constante et d'amour inconditionnel.

Merci à Guillaume, mon conjoint qui a cru en moi et m'a aidée à persévérer tout au long de mes études. Tu as toujours été une source de conseils formidable et d'un support moral à toute épreuve.

Également, je me dois de faire mention à Huguette et Raymond, mes grands-parents qui sont eux aussi exemple de bonté et de volonté que je trouve très important et une source d'inspiration indirecte, mais bien réelle. À Michel, le conjoint de ma mère, pour son écoute active. À Jessika, ma bonne amie avec qui nous nous sommes toujours soutenues de près ou de loin dans notre parcours post-secondaire.

Finalement, je remercie mon directeur de recherche, Marc Fredette, qui a été un guide pour cette aventure.

Chapitre 1

Introduction et revue de littérature

1.1 Contexte

1.1.1 Intelligence d'affaires

L'intelligence d'affaires c'est « l'art de transformer la donnée en information utile pour la prise de décision. » (Bellavance et Plante, 2018). Dans cet objectif, il faut utiliser des techniques d'exploitation de données qui sont « un ensemble de méthodes statistiques, mathématiques et informatiques qui permettent de transformer la donnée en information. » (Bellavance et Plante, 2018).

Ce mémoire est effectué dans un but explicatif, donc d'inférence. C'est-à-dire que l'on veut comprendre comment certaines variables explicatives (notées X) agissent sur une ou plusieurs variable(s) d'intérêt(s) (notées Y). Pour comprendre, nous devons transformer les données en information, ce qui sera fait à l'aide de modèles de régressions linéaires univariées et multivariées, la technique d'exploitation de données. Pour ce faire, il faut tester les hypothèses de recherche concernant les effets de ces variables.

Voici un exemple simplifié : quel est l'effet de l'âge (X) sur les sommes dépensées par mois à l'épicerie (Y)? L'équation linéaire de ce problème se traduirait ainsi :

$$\text{Somme dépensée} = B_0 + (B_{\text{âge}} * \text{âge})$$

$$Y = B_0 + (B_1 * X)$$

Où :

B_0 est l'ordonnée à l'origine, soit la valeur de Y lorsque $X = 0$

B_1 est l'effet de l'ajout de chaque unité de X sur la moyenne de Y

Dans notre exemple simplifié, si une fois le traitement des données effectué on découvre que B1 prend la valeur de 5, on peut conclure que chaque année supplémentaire ajoute en moyenne 5\$ à la somme dépensée par mois pour l'épicerie. En d'autres mots, ça permet de comprendre l'effet de l'âge sur cette variable en particulier. Bien sûr, il s'agit d'un exemple fictif en plus d'être très simplifié, car on peut facilement soupçonner que d'autres éléments que l'âge peuvent avoir un impact sur la somme dépensée, par exemple le revenu, et que la relation n'est peut-être pas linéaire.

On peut se questionner sur la façon dont l'intelligence d'affaires permet de prendre de meilleures décisions d'affaires. Dans une entreprise, un bon exemple est si on peut comprendre le profil et les besoins notre consommateur, il est possible de lui faire des offres qui vont vraiment lui être utiles, donc pertinentes. Voudrait-on faire la promotion d'une assurance salaire à un individu qui ne travaille pas? Idéalement pas.

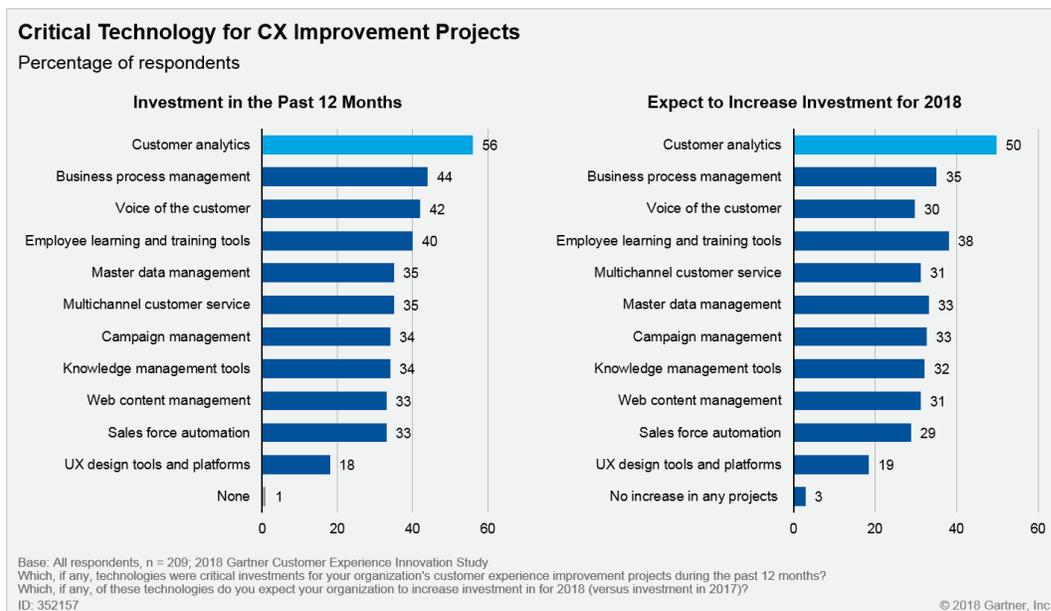
L'intelligence d'affaires peut, tant que les données existent, s'appliquer à une multitude de domaines et non pas seulement pour la vente de produits et de services, mais aussi pour fondamentalement comprendre les comportements, les réactions et les choix des êtres humains. Elle donne une méthode objective basée sur des faits passés observables mathématiquement dans les données, plutôt de se fier qu'à des éléments subjectifs tels que le pressentiment, l'anticipation ou l'expérience d'une personne ou d'un expert. Dans ce mémoire, nous appliquerons le même concept d'hypothèse à un contexte relié à la reconnaissance des émotions vécues dans le cadre de la recherche en expérience utilisateur (UX – de l'anglais *User Experience*). L'application des statistiques auront un impact sur la façon de mesurer ces émotions, ce qui aura ensuite des conséquences sur l'analyse et sur les recommandations d'affaires sous-jacentes aux études de l'expérience utilisateur.

1.1.2 La recherche en UX

La recherche en expérience utilisateur plus particulièrement dans un contexte d'interactions humain-machine (IHM) est le domaine qui nous intéresse dans ces travaux. Dans un monde tendant vers le numérique, le UX est un domaine étroitement lié à l'expérience client qui elle se déroule de plus en plus à l'aide d'interfaces technologiques.

Telles que présentées dans l'étude de Gartner (Davis, 2018), à l'ère de la transformation numérique, les méthodes d'engagement des clients ont complètement changées. Selon l'auteur, si les organisations veulent attirer et fidéliser leurs clients, elles doivent d'abord réaliser qu'elles ne peuvent plus rivaliser sur les produits ou les prix. L'auteur, décrit que les clients peuvent désormais obtenir le même produit ou un produit comparable à des prix similaires de plusieurs fournisseurs. Il y est énoncé que la nouvelle manière de se démarquer de la concurrence est l'expérience client, qui continue d'être une priorité pour les organisations. L'étude désigne les données ainsi que les analyses comme la clé pour atteindre cet objectif et que l'analyse de la clientèle est l'investissement le plus important dans la technologie afin de fournir une meilleure expérience consommateur aux entreprises (voir Figure 1.1).

Figure 1.1 : Technologies essentielles pour les projets d'amélioration de l'expérience client (source : Davis, 2018)



La recherche en UX servira à évaluer l'expérience de l'utilisateur au travers une ou plusieurs tâches faites avec une interface technologique par laquelle doit passer le client lors de son parcours d'achat ou lors d'une prestation de services. On s'intéressera surtout au comportement de l'utilisateur et à ce qu'il ressent.

L'auteure de ce mémoire a été accompagnée dans son projet par des ressources du Tech³Lab de HEC Montréal. Il s'agit du laboratoire de recherche en expérience utilisateur le plus important en Amérique du Nord. Le laboratoire met à disposition de ses chercheurs les expertises (marketing, technologies, psychologie, neurophysiologie, statistique, etc.), les infrastructures et les technologies de pointe nécessaires à la réalisation de recherches dans le domaine. Les recherches sont principalement effectuées dans un contexte d'interaction entre les utilisateurs et les interfaces technologiques, mais peuvent également atteindre d'autres contextes où l'expérience utilisateur doit être mesurée et analysée. Le Tech³Lab a pour mission de former des professionnels dans le domaine de la recherche UX, de créer des outils utiles pour les recherches ainsi que pour l'industrie, puis d'effectuer de la recherche appliquée dans

son domaine. Ce mémoire représente un résultat de tous les objectifs que se donne le laboratoire.

1.1.3 Informatique affective : reconnaissance des émotions

La tâche de lier les émotions humaines ainsi que l'informatique se pose dans le domaine de l'informatique affective (Courtemanche, 2013). C'est dans cette idée que nous tenterons de mesurer à l'aide des ordinateurs, étant essentiellement des machines qui traitent des données, les émotions dans le cadre d'une IHM et ce, avec justesse. Il existe quatre principales approches (Courtemanche, 2013) pour reconnaître les émotions soit : l'autoévaluation, les signaux physiologiques, les signaux comportementaux et l'analyse cognitive. Dans notre cas, nous nous concentrons uniquement sur l'analyse des données fournies par les divers signaux physiologiques qui nous sont disponibles.

1.2 Informatique physiologique

L'une des méthodes utilisées pour obtenir des informations sur l'expérience émotionnelle vécue par un utilisateur est l'application de l'informatique physiologique (Allanson et Fairclough, 2004). Son objectif est de traduire les signaux physiologiques du système nerveux humain en données pouvant être interprétées (Courtemanche, 2013). Cette pratique est basée sur la présomption que les émotions sont l'expression de réponses simultanées physiologiques et comportementales (Ellsworth, 1994), ainsi que sur l'hypothèse que des émotions différentes ont des effets différents sur le système nerveux autonome (Cacioppo et al., 2007). Cette dernière est appelée l'**hypothèse psychophysiologique** (Courtemanche, 2013).

1.2.1 Signaux physiologiques

L'analyse de ces différents signaux physiologiques permet d'estimer la valeur d'une émotion (Courtemanche, 2013). Par exemple, la valence est utilisée pour contraster les états de plaisir et de déplaisir, et l'éveil (*arousal*) dans un cas de valeur élevée signifie un état d'excitation et les valeurs basses, un état de calme. La capacité à utiliser plusieurs signaux est essentielle au processus d'inférence (van den Broek et al., 2010; Kreibig, 2010), car ils permettent ensemble de discerner les réactions émotionnelles, en raison de leurs effets différents sur le système nerveux autonome. Il en est de même pour l'importance de l'utilisation croisée des différentes méthodes de reconnaissance émotionnelles. Seule, chacune comporte des avantages comme des inconvénients, mais ensemble, l'analyse en ressort plus riche et plus complète.

Ci-dessous sont présentés les différents signaux physiologiques utilisés dans ce mémoire ainsi que leur impact sur différents construits physiologiques (Courtemanche, 2013).

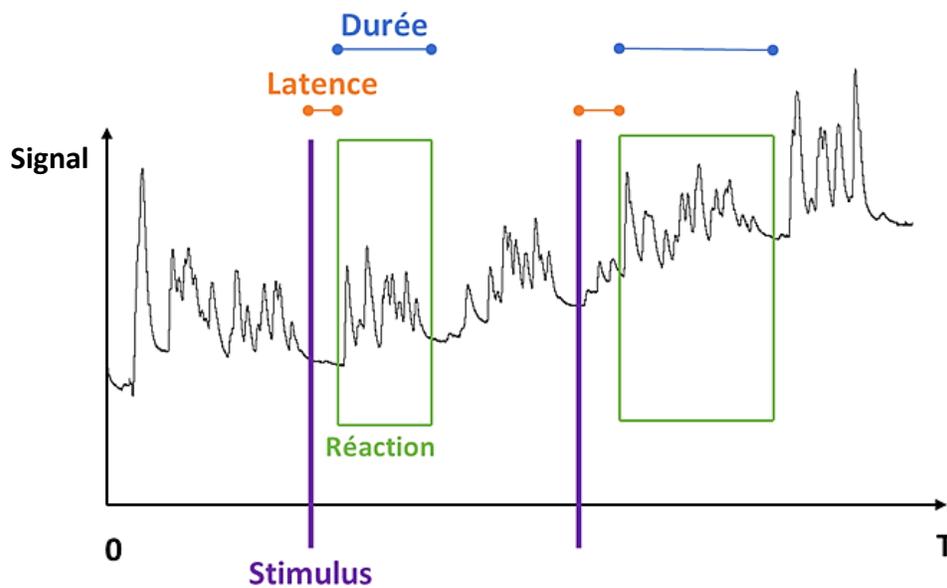
- L'**électrocardiogramme (ECG)** correspond au battement cardiaque, soit les contractions effectuées par les muscles du cœur. Ce signal est lié à l'effort mental, l'incertitude et l'activation émotionnelle (*arousal*).
- L'**activité électrodermale (EDA1)** correspond à la sudation des glandes eccrines (au niveau de la paume de la main) et se mesure selon les résistances électriques captées à la surface de la peau. Ce signal est lié à l'activation émotionnelle (*arousal*), à l'intérêt et à l'effort mental.
- L'**activité électrodermale ajustée (EDA2)**, il s'agit de la sudation brute (EDA1) corrigée avec l'algorithme d'analyse de l'activité électrodermale (EDA) utilisant des méthodes d'optimisation convexe présentées dans les travaux de Alberto Greco et al. (2015). Le modèle proposé décrit la conductance de la peau comme la somme de trois termes: composant phasique, composant tonique et terme additif de bruit blanc gaussien incorporant des erreurs de prédiction du modèle ainsi que des erreurs de mesure et des artefacts. Ils spécifient que le modèle est inspiré par la physiologie et qu'il explique entièrement l'EDA grâce à une méthodologie rigoureuse basée sur la statistique bayésienne, l'optimisation mathématique convexe et la parcimonie (Greco et al., 2015). Toujours selon les auteurs, cet algorithme a été choisi étant donné la performance de ses résultats et son application possible au domaine de l'informatique affective.
- La **pupillométrie (PUPIL)** correspond à la constriction et à la dilatation de la pupille. Ce signal est lié à l'activation cognitive et émotionnelle, ainsi qu'à l'attention.

1.2.2 Réaction physiologique

Au cours d'une expérience, l'utilisateur est confronté à des stimuli, que ce soit la présentation d'une image, une action à effectuer, un élément particulier d'une interface, ou autre. Notre intérêt est l'identification, pour chacun des stimuli qui nous intéressent, la bonne réaction physiologique leur étant associée. À la suite de la vue

d'un stimulus, nous nous attendons à ce que les différents signaux physiologiques réagissent après un certain délai et sur une certaine durée, comme illustré dans la Figure 1.2 pour un signal fictif. Ainsi, nous définissons la **latence** comme le temps écoulé entre la présentation d'un stimulus et le début d'une réponse physiologique, puis la **durée** comme le temps entre le début et la fin d'une réaction physiologique. Les mêmes définitions sont utilisées par la littérature (Courtemanche, 2013).

Figure 1.2 : Illustration de temps de latence et de durée fictifs d'une réaction à un stimulus sur un signal fictif



1.2.3 Les défis de la reconnaissance des émotions à l'aide des signaux physiologiques

Le développement d'une approche de reconnaissance physiologique des émotions présente des défis (Courtemanche, 2013). L'un des plus importants est celui de la construction temporelle et il inclut l'**asynchronicité du signal** (van den Broek, 2010) : chaque signal doit être analysé / traité différemment, de même pour la latence et la durée. Selon les précédents auteurs, étant donné que les émotions et la cognition nécessitent des ajustements physiologiques découlant de plusieurs schémas de réponse (c'est-à-dire que leurs comportements diffèrent par nature), les signaux physiologiques ont des durées et des latences différentes pour un stimulus donné. Par

exemple, la fréquence cardiaque peut changer plus lentement que la taille de la pupille (Courtemanche et al., 2014). La combinaison *latence - durée* est appelée une fenêtre par la communauté scientifique. Nous pouvons optimiser cette fenêtre pour un signal donné, pour qu'elle corresponde bien au comportement de ce signal, donc de cette réponse nerveuse. Une **fenêtre optimale** pour un signal doit être utilisée dans l'étape d'extraction, soit lorsque des statistiques sont extraites du signal brut (Courtemanche, 2013).

Les latences physiologiques ont déjà été adaptées par signal dans la littérature (van den Broek, 2012; Laeng et al., 2011) pour refléter la différence de comportement entre ces signaux (Tableau 1.1).

Tableau 1.1 : Latences physiologiques adaptées de Laeng, B et al. (2011) et van den Broek et al. (2011), (Source : Courtemanche, 2013)

| Processus physiologique | Latence |
|--------------------------------|----------------|
| Rythme cardiaque | 1 sec |
| Activité électrodermale | 2-4 sec |
| Température de la peau | 10 sec |
| Dilatation pupille | 1 sec |
| Respiration | 5 sec |

Ces résultats démontrent que certains signaux physiologiques prennent plus de temps à réagir, classés ainsi du plus rapide au plus long temps de latence :

1. Rythme cardiaque (ECG) et Dilatation de la pupille (PUPIL)
2. Activité électrodermale (EDA)
3. Activité respiratoire (RSP)
4. Température de la peau

Un autre problème est de marquer directement l'exposition à un stimulus lorsque celui-ci est contrôlé par l'application d'un oculomètre. Si les outils mesurent incorrectement les signaux, la conséquence en sera une analyse inexacte des émotions vécues. C'est un problème qui peut mener à des résultats qui sont partiellement ou

totallement faux et la recommandation, à son tour, pourrait se révéler fausse. Il s'agit d'une des grandes problématiques traitées dans ce mémoire. Nous faisons l'**hypothèse** que personnaliser la prise de mesure des signaux physiologique pour chaque individu améliorera, donc rendra plus exacte, la détection des émotions et permettra de fournir des analyses et résultats qui seront plus précis, justes et fidèles à ce que les individus ressentent face à certains stimuli. Ce qui nous mène à l'application de la SRI, expliqué à la section suivante.

1.3 Spécificité de la réponse individuelle (SRI)

Dans le même ordre d'idées que les signaux physiologiques réagissent différemment devant un même stimulus, chaque personne / individu possède une réaction au même stimulus propre à lui-même selon sa biologie, ses expériences personnelles, son contexte sociodémographique (composante situationnelle) et sa personnalité (Marwitz et Stemmler, 1998). Nous pouvons observer ce phénomène autant dans les réponses physiologiques considérées objectives que dans les mesures des émotions vécues autorapportées et subjectives, ces dernières récoltées par questionnaires ou entrevues post-tâche (Courtemanche, 2013). Selon ces recherches, la composante psychologique de la SRI comprenant les différentes variables psychologiques influence la perception d'une situation. De plus, Stemmler (1997) stipule dans son étude qu'une similitude dans la perception conduira également à une similitude dans les réactions physiologiques. Ce phénomène de spécificité de la réponse individuelle (SRI) (Lacey et al., 1953; Schuster et al., 2012; Kreibig, 2010) doit être pris en compte pour comprendre la latence et la durée de réaction à un stimulus. Il a été démontré (Zhou et al., 2011) que les études peuvent atteindre une plus grande **généralisabilité** lorsque l'on analyse les résultats en les séparant en fonction de certaines caractéristiques des sujets (par exemple, le genre) par rapport à simplement observer la tendance générale. C'est ce que nous tenterons de faire en rendant explicites ces caractéristiques qui pourraient faire que chaque personne réagit différemment à un stimulus en les modélisant sous forme de variables.

Un premier exemple de l'application scientifique de la SRI est l'étude effectuée par Subramanian, R. et al. (2018). Ce dernier s'est intéressé à l'effet de la personnalité sur les réponses affectives. Il en a été conclu que les émotions et la personnalité n'auraient pas une relation linéaire.

En outre, des recherches ont montré des corrélations entre les variables physiologiques et certains traits de personnalité (Myrtek, 1998) ainsi que l'importance de faire les liens entre personnalité, émotion et physiologie (van den Broek et al., 2009; Myrtek, 1998; Crider, 2008; Subramanian et al., 2018). Nous pouvons donc comprendre qu'il s'agit bien d'une question qui intéresse la communauté scientifique. C'est pourquoi nous nous intéressons à l'intégration de variables psychométriques et à d'autres caractéristiques qui permettent de définir et différencier un individu par rapport à un autre, tels l'âge et le genre.

Dans un autre domaine de recherche, les travaux de Margaret M. Bradley et Peter J. Lang (2000) ont mesuré le réflexe de surprise à l'aide de sondes visuelles. Ils ont observé que l'écoute de sons désagréables a entraîné des réflexes de sursaut plus grands, une activité musculaire faciale (électromyographie de corrugateur) plus intense et une décélération du pouls (ECG) plus rapide que ce qu'obtenu avec des sons agréables. Ces résultats ont conduit au développement de l'hypothèse que la direction (positive ou négative) que prend le construit émotionnel pourrait avoir un impact sur le temps de latence et de durée de réaction aux stimuli. C'est un constat également mentionné par l'étude de Courtemanche (2013). Cette piste situationnelle ne sera pas explorée dans ce mémoire dû au niveau de complexité que l'ajout de ce paramètre d'analyse engendre, mais elle reste intéressante pour des projets futurs.

En revanche, nous étudierons des paramètres de personnalité pour les raisons mentionnées plus haut en plus de paramètres sociodémographiques tels que l'âge et le genre étant donné leur facilité à collecter et le fait qu'ils soient facilement modélisables, comme décrit par Courtemanche (2013).

1.4 Recherches antérieures et contribution

Ce projet de recherche prolonge les travaux précédemment réalisés par Courtemanche (2013) et Courtemanche et al. (2014). Avant ceux-ci, les valeurs de latence (L) et de durée (D) n'étaient pas optimisées ou rarement optimisées par signal, sachant la nature de certains à répondre plus ou moins lentement à un stimulus. Ces recherches ont permis de déterminer une fenêtre d'extraction optimale (L^* , D^*) pour chaque combinaison *signal - construit émotionnel* à l'étude (exemple, l'activation émotionnelle, ou communément appelée *l'arousal* dans le domaine), plutôt que seulement par signal.

Pour contribuer à ces études précédentes, notre recherche se concentre sur l'ajout de la spécificité de la réponse individuelle au processus de reconnaissance des émotions. En quelques mots, le but est de déterminer une fenêtre optimale (L_i^* , D_i^*) pour chaque individu, pour chaque signal et pour chaque construit d'intérêt. La fenêtre optimale pour un individu X avec ses caractéristiques propres pourra être calculée via un modèle linéaire que nous générerons grâce à l'exploitation des données et à des méthodes statistiques. La fenêtre pourra alors être utilisée pour extraire les valeurs émotionnelles d'un individu au travers le temps et seront ensuite analysées dans le but de savoir quel stimulus entraîne quel impact sur l'expérience vécue.

De manière plus détaillée, Courtemanche (2013) présente une méthode de reconnaissance physiologique des émotions en tenant compte dans sa démarche des problèmes susmentionnés de construction et de généralité temporelles, puis présente un moyen **d'optimiser la latence et la durée**. Le modèle a été conçu pour reconnaître la valence, l'activation émotionnelle et la charge cognitive. Dans le processus de création du modèle, la latence et la durée ont été optimisées pour chaque signal (ECG, EDA, taille de la pupille) et pour la construction psychologique d'intérêt (valence, activation et charge cognitive). L'effet de cette optimisation améliore la qualité de la prédiction de l'émotion du modèle d'apprentissage automatique de 11% pour l'éveil et de 25% pour la charge cognitive par rapport à la non-optimisation. La reconnaissance

de la valence n'avait pas rencontré d'amélioration (-3%). Cette amélioration a été calculée en utilisant l'erreur quadratique moyenne de l'entraînement des modèles, ce qui correspond à la différence entre la prédiction et les valeurs cibles. L'auteur explique que ces valeurs cibles sont « la moyenne entre l'autoévaluation du sujet (échelle SAM de 1 à 9) et la valeur normalisée indiquée dans le guide IAPS ».

Dans une recherche ultérieure, Courtemanche et al. (2014) ont présenté un travail similaire en portant une attention particulière au problème de l'asynchronisme des signaux. La solution proposée à ce dernier problème repose sur une procédure d'extraction de caractéristiques flexibles, qui permet de modéliser les particularités temporelles des différentes mesures physiologiques avec assurance de leur précision. L'idée principale est d'optimiser à nouveau la latence et la durée des fenêtres d'extraction par signal et par construit émotionnel à l'étude. L'ajout apporté par ces fenêtres d'extraction multi résolution aux travaux précédents (Courtemanche, 2013) devraient permettre une meilleure précision de prédiction. Les résultats sont similaires à ceux des travaux précédents avec une amélioration de la qualité de prédiction de 9% pour l'activation, aucune amélioration (0%) pour la valence et 18% pour la charge cognitive. Le même procédé d'optimisation des latences et durées appliqué au prochain chapitre de ce mémoire a été utilisé.

1.5 Objectifs de l'étude

En somme, ce projet effectué dans le cadre d'un mémoire à deux objectifs généraux qui permettront l'amélioration de la précision des mesures physiologiques dans le cadre de la reconnaissance des émotions pour les recherches en UX. Ceci sera effectué en utilisant la personnalisation directement dans la prise de mesure.

Comprendre l'effet des caractéristiques individuelles (Chapitre 3) : cette partie implique de vérifier individuellement si une caractéristique d'un individu a un effet sur les temps de latence et de durée de réaction à un stimulus, et de décrire cet effet. Par exemple, l'âge (X) aurait-il un impact significatif sur le temps avant de réagir à un

stimulus (Y)? Est-ce que chaque année supplémentaire de l'individu réduit ce temps de latence ou l'augmente? Ces questions seront analysées pour chacune des variables sociodémographiques et psychométriques qui nous sont disponibles.

Associer la bonne réponse émotionnelle au stimulus (Chapitre 4) : cette partie implique le développement de modèles statistiques linéaires qui prendront en paramètres toutes les variables sociodémographiques et psychométriques à notre disposition, et ce dans le but de personnaliser l'attribution des valeurs de latence et de durée pour chaque individu. Ces modèles permettront alors de capturer avec plus d'exactitude la réponse émotionnelle, d'un individu en particulier, à la suite d'un stimulus.

1.6 Informations sur l'article

L'article présenté en Annexe 1 a été soumis à la conférence NEUROPhyCS 2019 qui a été annulée par le comité d'organisation INSTICC dû à un manque de soumission et n'a donc pas pu être publié. Il nous a alors été proposé par le comité organisateur de transférer l'article dans une autre conférence, CHIRA 2019, pour que l'article ait une chance d'être évalué pour possible publication, mais dû au haut niveau de sélectivité et à une moins bonne synergie entre le sujet et les critères de la nouvelle conférence et l'article, il n'a pas été retenu.

Il consistait en l'introduction de la problématique traitée dans ce mémoire et en une première ronde d'analyse avec le développement d'une méthodologie. Nous avons pu constater au fil de l'analyse que cette méthodologie s'est avérée avoir besoin de certaines améliorations. C'est grâce au travail effectué pour cet article que ces améliorations, ainsi que les possibilités évoquées en conclusion, ont alors été entièrement traitées dans ce mémoire au Chapitre 2.

Chapitre 2

Données initiales et optimisation empirique

Résumé

Afin d'obtenir les données utilisées pour ce projet, des manipulations et transformations ont dû être appliquées aux données d'une étude préalablement effectuée par le Tech³Lab. Ce chapitre explique en quoi consistait cette étude et décrit la méthodologie par laquelle les données de celle-ci ont passé pour générer les informations dont on avait besoin pour le présent projet.

2.1 Description des données initiales

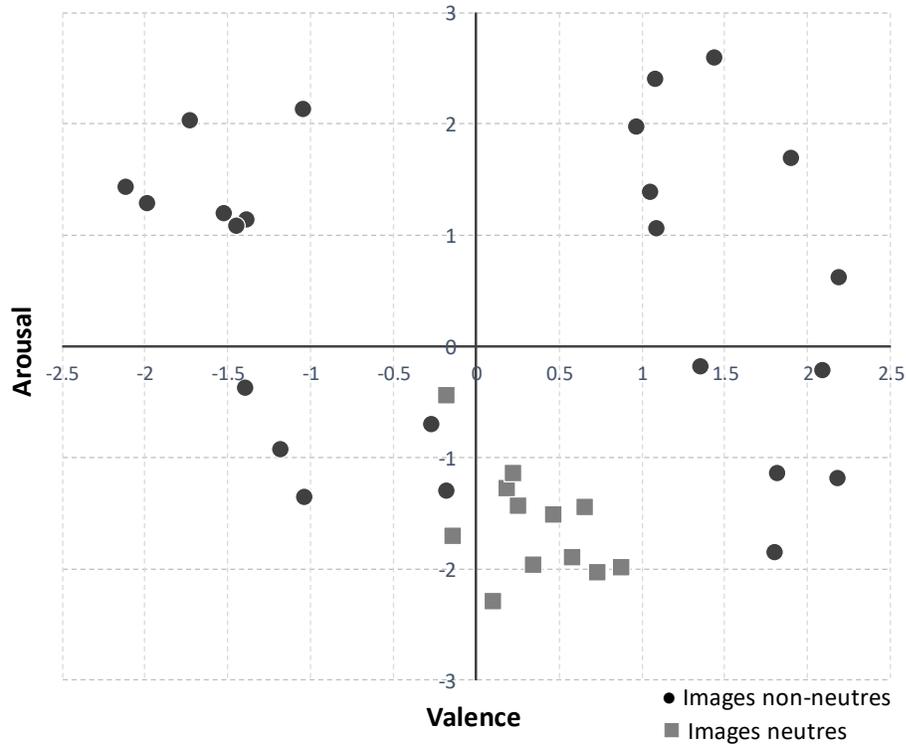
Les données initiales proviennent d'une étude qui avait elle-même été approuvée par le comité d'éthique en recherche (CER) de HEC Montréal. Celle-ci avait été effectuée dans le cadre d'une recherche fondamentale réalisée au Tech³Lab en janvier 2016 dans l'objectif d'être utilisée pour des projets analytiques d'amélioration des mesures physiologiques comme c'est le cas de ce mémoire.

Cinquante-deux (52) participants (âge moyen = 31 ans) avaient été recrutés pour cette expérience, pour un nombre égal d'hommes et de femmes. Une compensation de 40 \$ avait été offerte à la fin de la session, qui a duré environ 1 heure et 30 minutes. Les données de questionnaires et de mesures physiologiques de 40 participants (moyenne d'âge 26 ans), ont été rendues disponibles pour nos analyses de manière anonymisée, à la suite de l'inclusion de l'auteure de ce mémoire au certificat d'approbation d'éthique du CER pour les projets de recherche impliquant des données sur des sujets humains (no de certificat : 2018-2904 Recherche et développement collaborative en UX, Formulaire F8 - 10621). Les données des 12 autres participants restants n'ont pas été sélectionnées en raison de problèmes techniques et de bruits liés à l'enregistrement des signaux.

Les participants avaient pour tâche de visualiser des images de *l'International Affective Picture System (IAPS)* (Lang et al., 2005) et de *Geneva affective picture database (GAPED)* (Dan-Glauser et Scherer, 2011) dans un contexte s'alliant à une situation réelle : une simulation de la plateforme Facebook. Ces images sont les stimuli qui ont été utilisés pour susciter l'activation (*arousal*) et la valence émotionnelle. Sur douze interfaces au total, trente-six stimuli ont été présentés par groupe de trois images par interface. Des exemples de celles-ci sont disponibles à l'Annexe 2. Brièvement, l'IAPS permet de sélectionner des images selon des évaluations standardisées de la valence, de l'excitation et du contrôle, sur la base du contexte théorique d'un construit d'espace tridimensionnel affectif (Bradley et Lang, 1994; Mehrabian et Russell, 1974; Russell et Mehrabian, 1977). Des études de validation croisée ont été menées et montrent une induction fiable des réponses émotionnelles expressives et physiologiques avec ces stimuli (Greenwald, Cook et Lang 1989; Lang et al., 1993 : traduction libre). Depuis sa validation, des centaines d'études s'appuient sur ce système, ce qui prouve le besoin crucial d'une telle base de données sur les stimuli pour notre domaine de recherche.

Une approche de stimuli bimodale a été choisie afin de conférer une plus grande validité écologique à l'élicitation des informations telle qu'effectuée par Courtemanche et al. (2014) (Anttonen et Surakka, 2005 ; Mühl et Heylen, 2009). Une approche bimodale dans le cas des stimuli consiste en la présentation de deux stimuli de nature opposés. Comme expliqué par l'auteur, « c'est en s'appuyant sur l'évaluation normalisée de la valence et de l'excitation des stimuli inclus dans l'IAPS et GAPED, les images présentées avaient été choisies de manière à former quatre conditions et à couvrir uniformément tous les quadrants de l'espace émotionnel » (traduction libre). En effet, le but de cette étape consiste à faire vivre aux sujets les différents niveaux du ou des construits physiologiques explorés dans l'étude (Courtemanche et al., 2014). La Figure 2.1 montre la distribution des images ayant été sélectionnées (incluant toutes les images, neutres comme non-neutres).

Figure 2.1 : Distribution affective des stimuli



On peut voir d'une simple observation de la Figure 2.1 que la distribution est uniforme sur chaque cadran. Le Tableau 2.1 présente les différentes conditions ainsi que les caractéristiques des images y étant associées.

Tableau 2.1 : Conditions

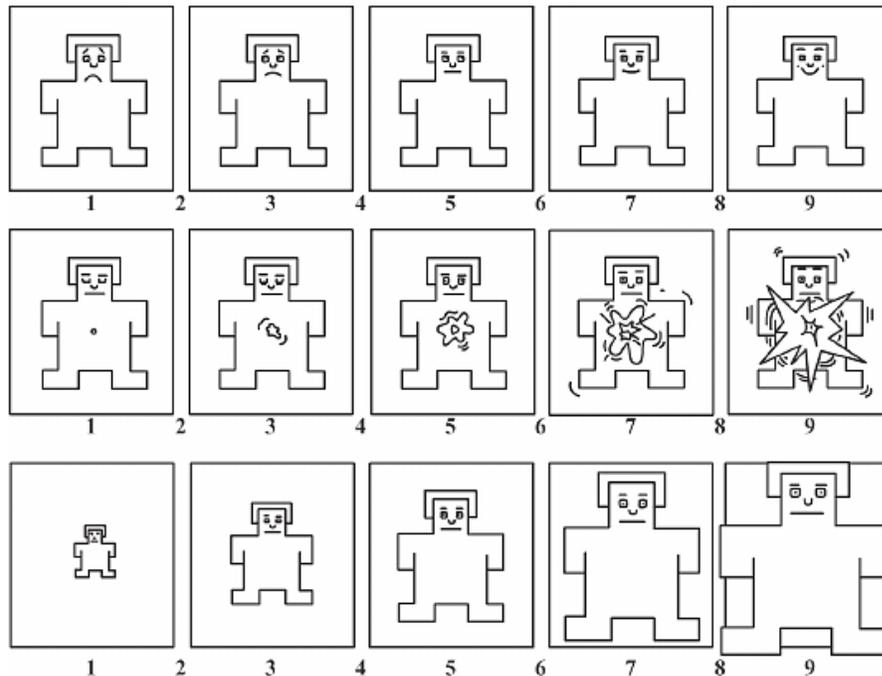
| | Condition 1 | Condition 2 | Condition 3 | Condition 4 |
|----------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Image 1 | Valence + Arousal + | Valence - Arousal + | Arousal + Valence + | Arousal - Valence + |
| Image 2 | Valence + Arousal - | Valence - Arousal - | Arousal + Valence - | Arousal - Valence - |
| Image 3 | Image neutre | Image neutre | Image neutre | Image neutre |

Ce qu'il faut remarquer, c'est que chaque condition fixe une valeur de valence ou d'*arousal* par image incluse et fait varier les valeurs de l'autre construit. Ex. pour la condition 1, la valence est fixée à une valeur positive pour les deux images non neutres et une image aura l'*arousal* positif et l'autre l'*arousal* négatif. Tous les cas sont alors couverts.

Parmi les signaux physiologiques mesurés dans ce projet, nous avons l'activité électrodermale (EDA1 et EDA2), l'électrocardiogramme (ECG) et le diamètre de la pupille (PUPIL), tous décrit à la Section 1.2.2. Sept statistiques ont été calculées sur les données recueillies des signaux physiologiques (moyenne, écart type, skewness, min, max et kurtosis). Nous aurons besoin de ces statistiques pour déterminer empiriquement les temps de latence et de durée optimaux pour chaque participant.

Également, les participants ont pu rapporter par eux-mêmes leurs émotions à l'aide du questionnaire sur l'échelle SAM (Self-Assessment Manikin). Il s'agit d'une technique d'évaluation via pictogrammes qui mesure les émotions sur trois axes, soit le plaisir, l'excitation et la dominance (sentiment de contrôle émotionnel) associés à la réaction affective d'une personne face à une grande variété de stimuli (Bradley et Lang, 1994). Ce questionnaire a également été utilisé afin de réduire l'erreur d'élicitation. En effet, croisant les résultats d'un questionnaire subjectif avec des données physiologiques objectives, la prise de données est améliorée en diminuant les erreurs que chacune des méthodes peut engendrer par elles-mêmes (Courtemanche, 2013). La Figure 2.2 ci-dessous montre les pictogrammes SAM avec les échelles de plaisir, d'éveil et de dominance sur la rangée supérieure, moyenne et inférieure, respectivement :

Figure 2.2 : Échelle SAM (Bradley et Lang, 1994)



De plus, les données sur le genre et l'âge ont été récoltées et les participants ont répondu à la traduction française officielle du test psychologique de personnalité HEXACO à 100 questions. Ces informations sur les participants seront utilisées pour tenter d'appliquer le concept de spécificité de la réponse individuelle aux temps de latence et de durée.

Cette étude avait été faite par le Tech³Lab dans le but de récolter des données en vue d'études à effectuer en recherche UX, nécessitant l'utilisation ainsi que le traitement de données physiologiques, sociodémographiques et psychométriques pour répondre à diverses hypothèses en reconnaissance des émotions.

2.2 Mesures psychométriques : HEXACO

Le test psychologique de personnalité HEXACO évalue la personnalité sous six dimensions divisées chacune en quatre facettes, présentées dans le Tableau 2.2 ci-bas (Lee et Ashton, 2004 ; 2018). Le résultat du test permet, pour un répondant, d'obtenir un score sur une échelle de 0 à 20 pour chaque domaine de la personnalité.

**Tableau 2.2 : Les domaines et facettes de la personnalité évalués par le test HEXACO
(Source : Lee et Ashton, 2004)**

| Domaines | Facettes | | | |
|-----------------------------|--|----------------|--------------------------|----------------------|
| Honnêteté - humilité | Sincérité | Équité | Évitement de la cupidité | Modestie |
| Émotivité | Appréhension | Anxiété | Dépendance | Sensibilité |
| eXtraversion | Amour propre social | Audace sociale | Sociabilité | Vitalité |
| Agréabilité | Indulgence | Gentillesse | Flexibilité | Patience |
| Conscience | Organisation | Diligence | Perfectionnisme | Prudence |
| Ouverture | Appréciation esthétique | Curiosité | Créativité | Non-conventionnalité |
| Altruisme | (échelle interstitielle i.e. correspond à une combinaison des autres dimensions. Elle est alors mesurée à travers les autres dimensions) | | | |

2.3 Procédé d'optimisation des latences et durées

2.3.1 Limites

Nous avons commencé ce processus d'optimisation empirique avec des émotions en utilisant uniquement le construit physiologique d'activation (*arousal*). La raison étant que la valence est plus difficile à déduire physiologiquement en raison de sa nature à évoluer de manière positive et négative (bipolaire) contrairement à l'activation. En outre, la caractéristique statistique fixée était la moyenne puisqu'il s'agit de celle la plus fréquemment utilisée pour les analyses au Tech³Lab. Les autres ont été mises de côté pour diminuer le nombre d'analyses à effectuer. En effet, pour chaque ajout d'un paramètre (construit physiologique, signal, caractéristique statistique) il faut effectuer une analyse supplémentaire, car comme expliqué pour les signaux, on ne peut supposer que ce nouveau paramètre aura le même comportement face aux stimuli que les autres de la même catégorie.

Cette procédure permet donc de déterminer les temps de latence et de durée de réaction optimaux pour chaque participant, considérant les paramètres suivants uniquement :

- Construit physiologique = Activation (*Arousal*)
- Signaux :
 - Fréquence cardiaque (ECG)
 - Sudation (EDA1)
 - Sudation ajustée (EDA2)
 - Diamètre de la pupille (PUPIL)
- Caractéristique statistique = Moyenne

Il y aura donc huit situations à analyser (1 construit physiologique × 4 signaux × 1 caractéristique statistique × 2 variables d'intérêt). Les variables d'intérêt sont la durée et la latence.

2.3.2 Explication du procédé optimisation

Le procédé d'optimisation utilise la méthode empirique, c'est-à-dire que plusieurs valeurs de fenêtres (L, D) sont testées et celles obtenant les meilleurs résultats sont sélectionnées (L*, D*). Les pratiques empiriques sont souvent utilisées dans d'autres études sur le domaine de l'informatique physiologique (Kim et André, 2008; van den Broek et Westerink, 2009).

Lors de l'extraction, un segment spécifique du signal physiologique de l'utilisateur est associé à chacune de ses fixations oculaires sur un stimulus, devenant un point de données. Nous savons où se trouvent les fixations grâce au signal de pupillométrie, mesure prise pendant l'expérience également. Les différentes caractéristiques statistiques du signal sur une période de temps sont calculées. Les caractéristiques obtenues sont ensuite utilisées comme entrées dans des algorithmes d'apprentissage automatique pour prédire un construit psychologique (par exemple, la valence, l'*arousal* ou la charge cognitive).

La procédure décrite ci-dessous permet de déterminer la latence et la durée optimales pour chaque sujet. Sans perte de généralité, supposons que le signal utilisé soit EDA et que pour chaque sujet i ($i = 1, \dots, N$), nous trouverons la latence optimale (L_i^*) et la durée (D_i^*) qui fournira la plus forte corrélation entre la valeur moyenne EDA observée et le niveau d'*arousal* déclaré par le sujet i .

Notons :

n_i = le nombre de regards effectués par le sujet i sur une zone d'intérêt (AOI)

où une excitation autodéclarée a été enregistrée.

Y_{ij} = l'*arousal* autodéclarée pour l'AOI visualisé pendant la j^e fixation du i^e sujet.

t_{ij} = la valeur temporelle d'occurrence de la j^e fixation par le i^e sujet.

$X_{ij}(d,l)$ = l'*arousal* observé pour une durée d et une latence l donnés, i.e. la moyenne du signal sur l'intervalle de temps $[t_{ij} + l, t_{ij} + l + d]$.

$D = (d_1, \dots, d_{k_D})$ = les K_D valeurs de durée considérées dans la grille de recherche.

Ensuite, pour chacune des $K_D \times K_L$ paires de (d,l) du sujet i , nous calculons la corrélation entre les n_i paires d'*arousal* autodéclarées et observées :

$$R_i(d,l) = \text{Cor}(X_{ij}(d,l), Y_i) \quad (1)$$

Où $X_{i(d,l)}$ et Y_i sont les vecteurs des n_i valeurs provenant de $X_{ij}(d,l)$ et Y_{ij} .

Finalement, pour tout sujet i , la latence optimale L_i^* et la durée optimale D_i^* sont données par la paire (d, l) de la grille qui fournit la corrélation la plus élevée :

$$D_i^* = \arg \max_{d \in D, l \in L} R_i(d, l) \quad (2)$$

$$L_i^* = \arg \max_{d \in D, l \in L} R_i(d, l) \quad (3)$$

2.4 *Carryover effect*

Une amélioration a dû être apportée à la méthode qui avait été préconisée dans notre méthodologie avant de rencontrer une problématique de *carryover*. Elle peut être expliquée comme le fait qu'un regard sur un certain stimulus prend en compte les effets résiduels du précédent regard. Ce phénomène peut s'expliquer par la nature des réponses ambiguës dans le temps, il pose un problème d'annotation : quand

commence et quand termine l'émotion (van den Broek et al., 2012)? Question fondamentalement importante à la prise d'une mesure juste.

2.4.1 Pourquoi traiter cet effet?

La raison pour laquelle nous avons décidé de traiter ce problème tient au fait que nous avons constaté que les latences et les durées optimales sélectionnées par la méthode d'optimisation correspondaient souvent à la valeur minimale ou maximale sur la grille de valeurs possibles, soit [0 ; 3000] millisecondes pour la latence et [1000 ; 4000] ms pour la durée. Cet effet est visible globalement pour 57,5% des latences (voir la Figure 2.3) et pour 58,3% des durées (voir la Figure 2.4).

Figure 2.3 : Distribution des temps de latence optimaux

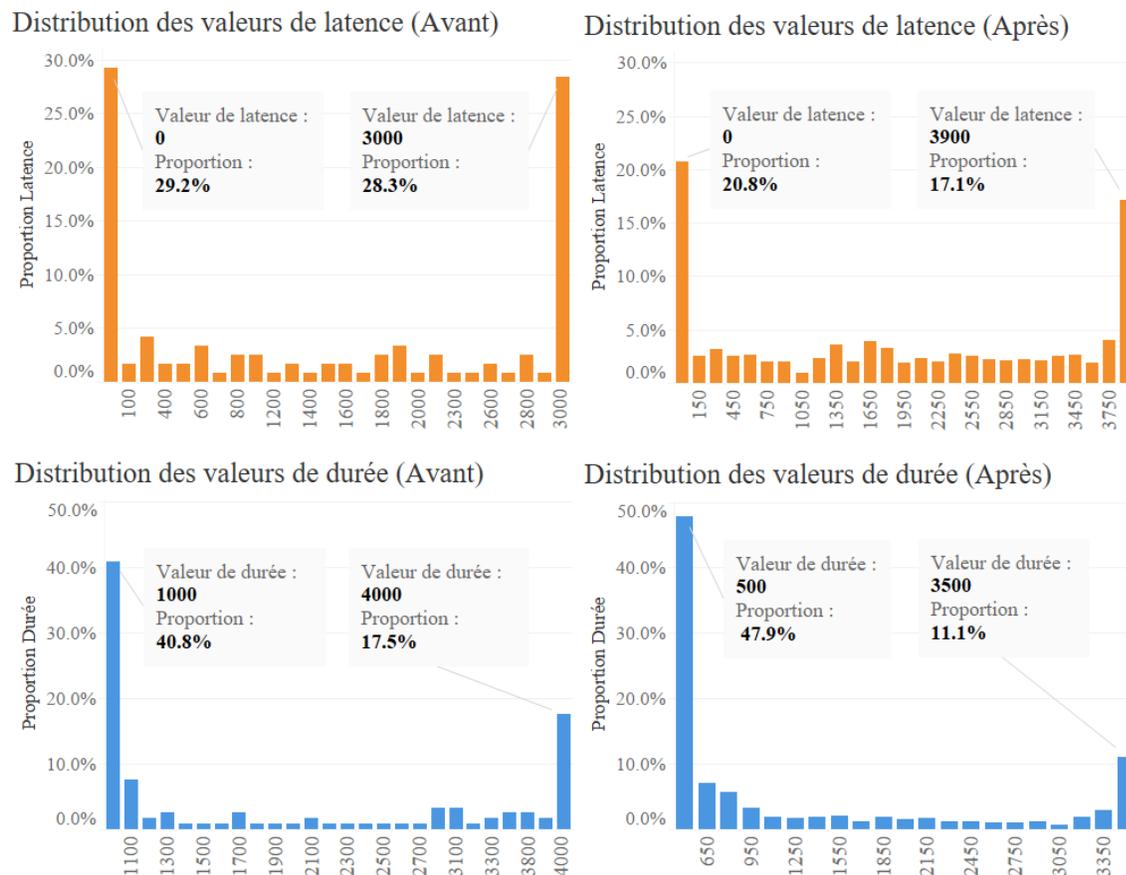
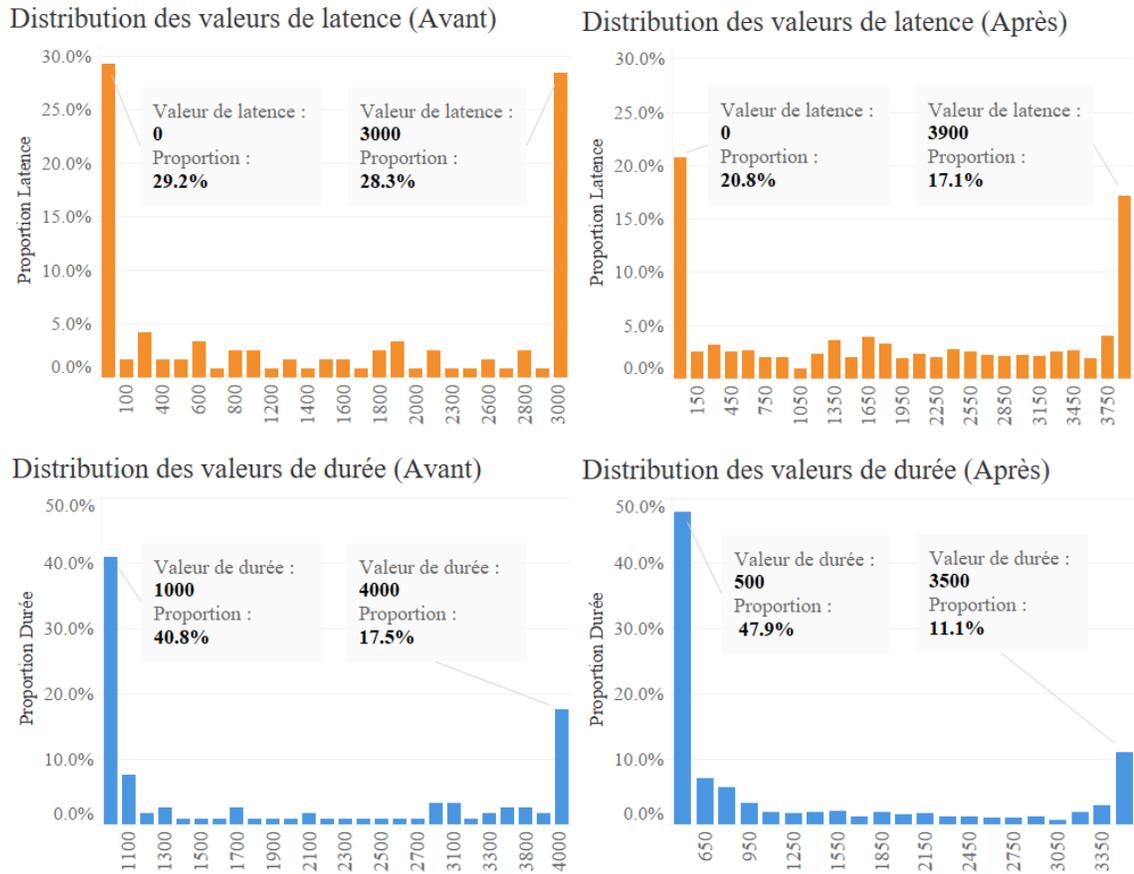
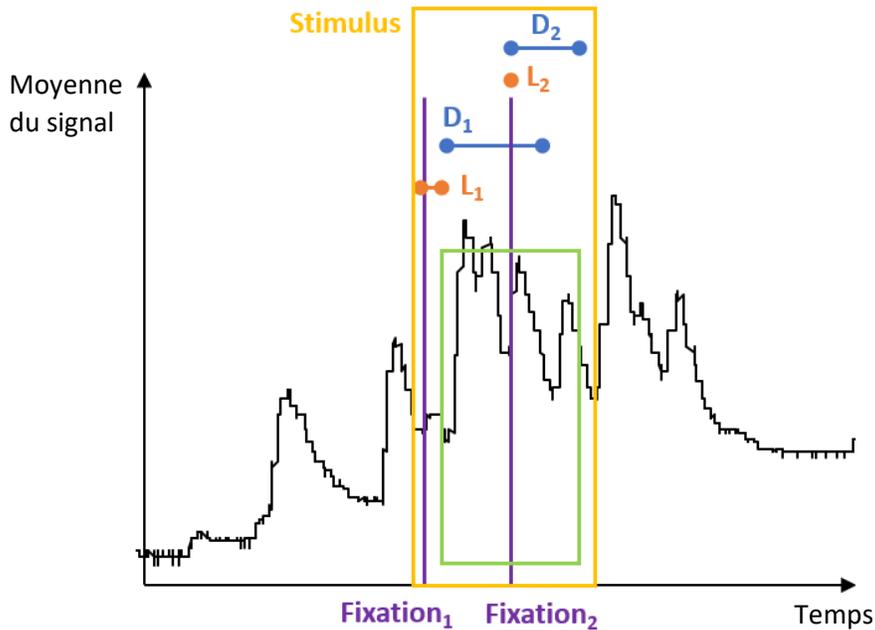


Figure 2.4 : Distribution des temps de durée optimaux



Pour comprendre cet effet, une explication du contexte de l'étude est nécessaire. Dans le cadre de l'étude utilisée, les stimuli sont des images présentées sur une interface. La méthodologie initiale : une fixation spécifique sur une image est considérée comme un point de données uniquement dans le cas où sa durée est supérieure à 100 ms. Ceci peut entraîner plusieurs fixations les unes à la suite des autres sur un axe temporel pour un même stimulus tel qu'illustré à la Figure 2.5 qui suit.

Figure 2.5 : Démonstration des conséquences du *carryover effect*



2.4.2 Correction de l'effet

Des optimisations du processus d'identification de la fenêtre ont été effectuées pour traiter la problématique. D'abord, seulement la fixation la plus longue pour un stimulus donné, donc la plus significative a été gardée pour diminuer la concurrence entre les différentes fixations d'un même stimulus. Le contrôle est donc fait sur chaque stimulus. Ensuite, l'autre solution consistait à intégrer une *trailing baseline* (normalisation dynamique dans le temps) dans le processus d'optimisation. Ceci consiste à effectuer une normalisation à chaque fixation pour ajouter une importance à l'état de la personne juste avant la visualisation d'un stimulus. Initialement, seule la fenêtre qui suit le regard est utilisée, mais avec la prise de *baseline* en continu, les quelques dernières secondes passées sont alors prises en compte dans le calcul de la fenêtre. Cette *trailing baseline* est en quelque sorte une fonction qui va calibrer **ce qui se passe après (dénnoté F) la fixation** avec **ce qui se passe avant (dénnoté B) un stimulus** et donner plus ou moins d'importance (ajout d'une multiplication par F ou pas) à ce qui se

passé après (voir Figure 2.6). Les valeurs F et B sont optimisées de la même manière, tel que décrit pour F à la Section 2.3.2 sur le procédé d'optimisation.

Sans perte de généralité, nous supposons toujours que le signal utilisé soit EDA et que pour chaque sujet i ($i = 1, \dots, N$), nous notons :

F = la fenêtre de latence optimale (L_i^*) et la durée (D_i^*) qui fournira la plus forte corrélation entre la valeur moyenne EDA observée et le niveau d'*arousal* déclaré par le sujet i .

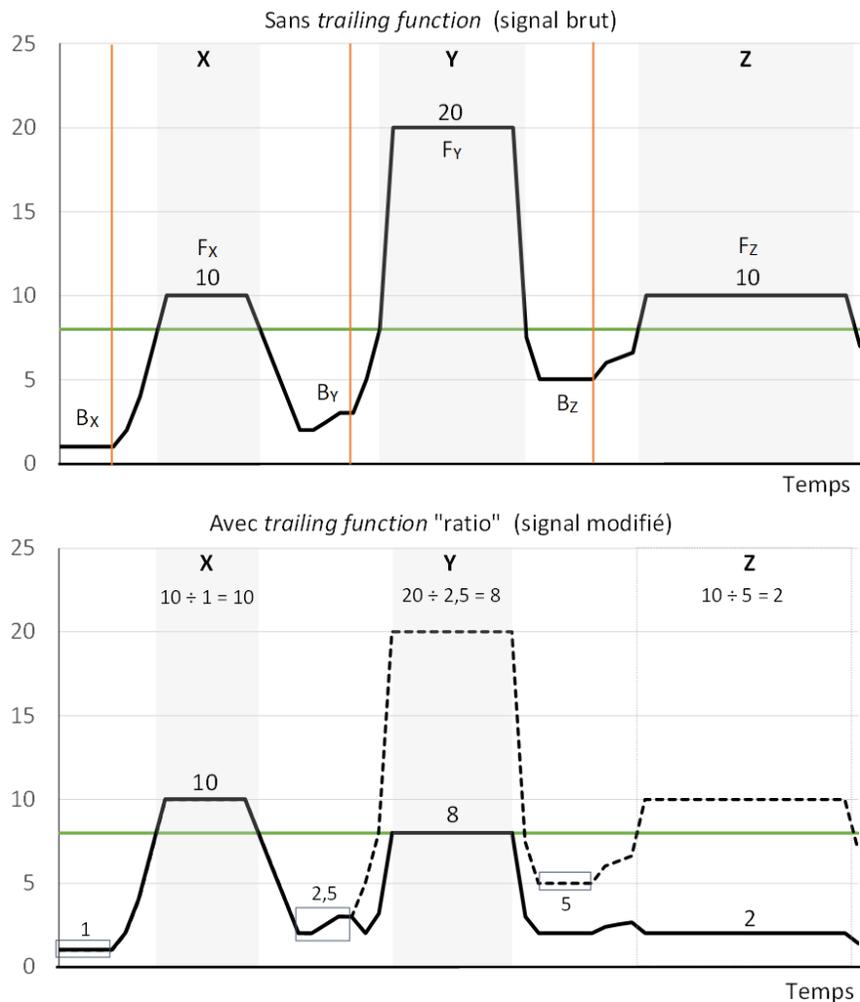
B = la fenêtre (D_i^*, L_i^*) optimisée pour que F soit optimale (donne la plus forte corrélation entre la valeur moyenne EDA observée et le niveau d'*arousal* déclaré par le sujet i).

Voici toutes les fonctions de normalisation (*trailing functions*) considérées :

- $f_{\text{TimesRatio}}$: $F^*(F/B)$
- $f_{\text{TimesMinus}}$: $F^*(F-B)$
- $f_{\text{MinusRatio}}$: $F-(F/B)$
- Ratio : (F/B)
- Aucune

Dans cette étude, F et B prendront la valeur moyenne de la fenêtre couverte, mais dans le cas d'utilisation d'autres fonctionnalités statistiques (ex. minimum) il faudra changer pour celles-ci. La Figure 2.6 permet d'introduire de façon visuelle un exemple fictif et simplifié de l'effet d'une *trailing function* pour la fonction *ratio*. La fonction *ratio* appliquant un effet particulièrement intense et facile à modéliser, permet de bien comprendre visuellement l'effet d'une telle correction. La *trailing function* nous permettra d'identifier les **réactions significatives**, dont nous pouvons considérer avec confiance qu'il s'agit d'une réaction physiologique formelle au stimulus après la correction.

Figure 2.6 : Démonstration visuelle fictive de l'effet d'une *trailing function*



Trois types de réactions différentes y sont dessinées (dénotées X, Y et Z), pour mieux expliquer l'impact de l'effet. On dénote F_X , F_Y et F_Z ce qui se passe après les réactions X, Y et Z. La même logique est appliquée pour ce qui se passe avant les différentes réactions (B_X , B_Y et B_Z).

Voilà deux situations pour lesquelles la considération de ce qui se passe avant et après le stimulus peut modifier les résultats. Dans l'hypothèse qu'une réaction est significative au niveau 8 dans cet exemple fictif, si on applique une correction dynamique dans le temps qui prend en compte l'état initial quelques secondes avant la réaction, cette dernière pourrait ne pas être considérée significative alors qu'elle l'était sans correction (Z avant après). Il s'agit d'une sorte de **dilemme de correction**, qui

affecte directement la prise en compte ou non de la réaction. À la Figure 2.6, F étant au-dessus de la valeur 8 avant la correction pour les réactions X et Z, ces réactions passent le test et sont considérées comme des réactions significatives au stimulus présenté. Avec correction, si $B_x = 1$, le résultat du ratio sera 10/1 donc notre F_x corrigé = 10. Si B prend une valeur plus élevée, comme $B_z = 5$, le résultat du ratio sera 10/5 donc F_z corrigé = 2. Dans le cas X, l'effet de la visualisation du stimulus est très élevé et la valeur $F_x = 10$ corrigée par la normalisation sera interprétée par nos algorithmes comme une valeur suffisante pour être considérée comme une réaction significative. Dans le cas Z, la valeur $F_z = 2$ corrigée par le *baseline* ne sera pas interprétée par les algorithmes comme valeur suffisante pour être considérée comme une réaction. Ensuite, une réaction qui semble plus forte qu'une autre dans le contexte précédent peut se retrouver à être mal interprétée (X vs Y avant après), alors nous rencontrons une **variation de l'importance** de celle-ci. Dans l'exemple, la valeur de F_x était inférieure à F_y avant la correction, alors qu'après c'est l'inverse avec F_x ajusté = 10 et F_y ajusté = 8. C'est pourquoi équilibrer la mesure dynamiquement est préférable avec une *trailing function*, car ça prend en compte l'évolution de l'état du sujet dans le temps.

Étant donné que nous n'avons pas d'hypothèse a priori sur la méthode la plus efficace dans ce genre de cas, nous utiliserons la *trailing function* qui sera la plus efficace pour chaque signal en testant chacune d'elles en choisissant la meilleure statistiquement, c'est-à-dire une méthode empirique. Le choix final sera généralisable (voir la section 3.4.2) en considérant les limites de l'échantillon présentées en conclusions, dont particulièrement la limite d'âge. Cette approche est appliquée et présentée au Chapitre 3 (Section 3.1.1) de cet ouvrage. On peut observer l'effet de la correction de l'effet *carryover* dans le Tableau 2.3 et les Figures 2.7 et 2.8 qui suivent :

Tableau 2.3 : Résultat de la correction de l'effet *carryover*

| | | Latence | | | Durée | | |
|-------|--------|-------------------|-------------------|--------|----------------------|---------------------|--------|
| | | Avant [0;3000] | Après [0;3900] | Diff | Avant [1000;4000] | Après [500;3500] | Diff |
| ECG | Min | 22.5% | 15.0% | -7.5% | 30.0% | 50.0% | 20.0% |
| | Milieu | 52.5% | 72.5% | 20.0% | 52.5% | 37.5% | -15.0% |
| | Max | 25.0% | 12.5% | -12.5% | 17.5% | 12.5% | -5.0% |
| EDA1 | Min | 32.5% | 17.5% | -15.0% | 57.5% | 60.0% | 2.5% |
| | Milieu | 22.5% | 67.5% | 45.0% | 22.5% | 32.5% | 10.0% |
| | Max | 45.0% | 15.0% | -30.0% | 20.0% | 7.5% | -12.5% |
| EDA2 | Min | | 30.0% | | | 37.5% | |
| | Milieu | | 60.0% | | | 52.5% | |
| | Max | | 10.0% | | | 10.0% | |
| PUPIL | Min | 32.5% | 20.0% | -12.5% | 35.0% | 32.5% | -2.5% |
| | Milieu | 52.5% | 62.5% | 10.0% | 50.0% | 60.0% | 10.0% |
| | Max | 15.0% | 17.5% | 2.5% | 15.0% | 7.5% | -7.5% |

Figure 2.7 : Distribution des valeurs de latence optimales (avant vs après la correction de l'effet *carryover*)

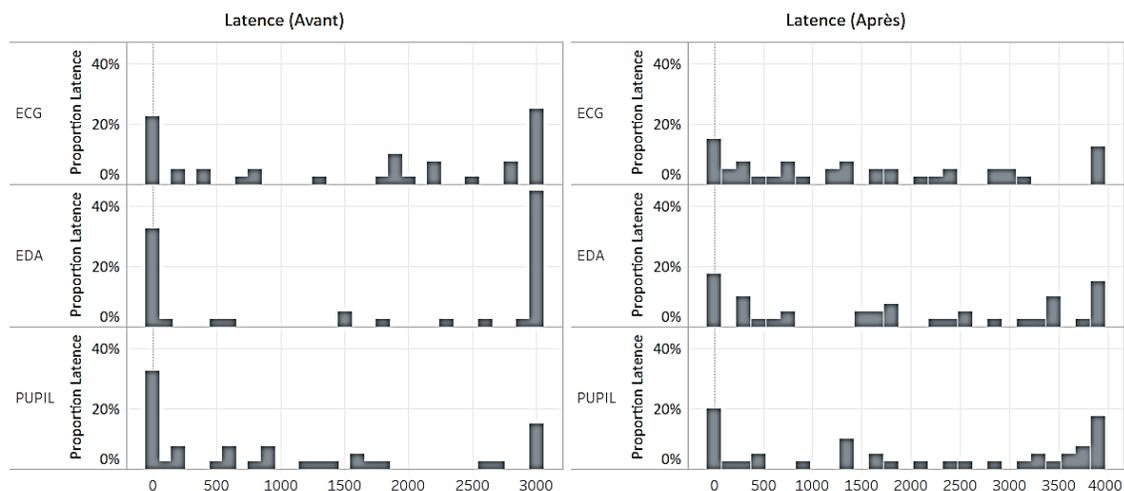
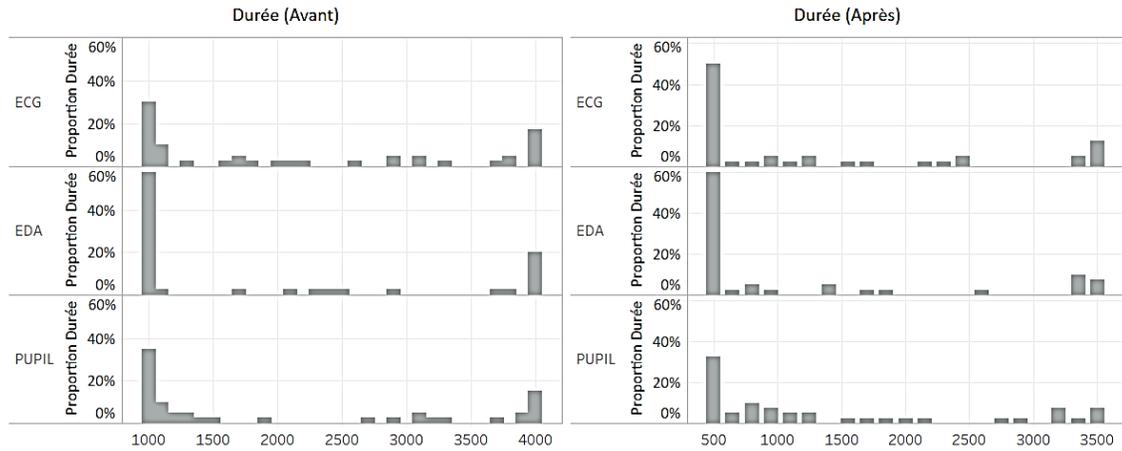


Figure 2.8 : Distribution des valeurs de durée optimales (avant vs après la correction de l'effet *carryover*)



Comme on peut le voir, nous avons bien réussi avec les diverses méthodes présentées plus haut à diminuer le pourcentage de latences à 0 (minimum) et à diminuer le pourcentage de durées aux valeurs maximales.

2.5 Conclusion

Toutes les étapes décrites ont permis, grâce à une méthode empirique, de faire ressortir d'une étude existante les temps de latence et de durée optimaux pour chaque combinaison *participant - signal* avec la *feature* fixée à la moyenne. Ces informations ont été regroupées avec les différentes caractéristiques sociodémographiques dont nous voulons tester les effets ainsi qu'avec les caractéristiques psychométriques. Le Tableau 2.4 introduit les descriptions des variables présentes dans la table de données finale. Nous avons également généré une variable groupe d'âge à partir de l'âge pour voir si le regroupement des âges fonctionne mieux. Ces deux variables corrèlent à hauteur de 89.7% (coefficient de corrélation de Spearman) et une devra donc être abandonnée dans le choix de variables pour les régressions multiples puisqu'elles mesurent ultimement la même chose de manière légèrement différente.

Tableau 2.4 : Informations sur les données finales utilisées pour effectuer les analyses

| Variable | Description |
|---------------------------|---|
| participant | No d'identification du participant |
| signal | Signal traité |
| feature | Fonctionnalité statistique traitée (fixé à moyenne) |
| trailingFunction | Nom de la fonction de trailing utilisée pour calculer la fenêtre de latence et durée. |
| pValue | Valeur-P, liée à la performance de la latence et de la durée optimale à estimer l' <i>arousal</i> |
| coeffCor | Coefficient de corrélation (Pearson) de la <i>trailing function</i> |
| latency | Valeur de latence optimale obtenue avec le procédé d'optimisation empirique (ms) |
| duration | Valeur de durée optimale obtenue avec le procédé d'optimisation empirique (ms) |
| gender | Genre (0 = Homme, 1 = Femme) |
| age | Âge du participant (années) |
| groupAge | 19 à 22 ans, 23 à 26 ans et 27 à 36 ans |
| honestyhumility | Score obtenu (sur une échelle de 0 à 20) au text HEXACO pour le facteur Honnêteté-humilité |
| emotionality | Score obtenu (sur une échelle de 0 à 20) au text HEXACO pour le facteur Émotivité |
| extraversion | Score obtenu (sur une échelle de 0 à 20) au text HEXACO pour le facteur eXtraversion |
| agreeableness | Score obtenu (sur une échelle de 0 à 20) au text HEXACO pour le facteur Agréabilité |
| conscientiousness | Score obtenu (sur une échelle de 0 à 20) au text HEXACO pour le facteur Conscience |
| opennessexperience | Score obtenu (sur une échelle de 0 à 20) au text HEXACO pour le facteur Ouverture |
| altruism | Score obtenu (sur une échelle de 0 à 20) au text HEXACO pour le facteur Altruisme |

Chapitre 3

Comprendre l'effet des caractéristiques individuelles

Résumé

L'objectif de recherche de ce chapitre est de vérifier individuellement si une caractéristique individuelle a un effet sur les temps de latence et de durée de réaction à un stimulus, et de décrire cet effet le cas échéant.

3.1 Méthodologie

3.1.1 Choix d'une *trailing function* pour chaque signal

À partir du fichier de données présenté dans le chapitre précédent, des régressions linéaires à une variable (univariées) seront effectuées pour chacune des variables dépendantes, soit les caractéristiques individuelles. Ceci, dans le but de comprendre leur effet sur la latence et la durée optimale en séparant les résultats pour chaque combinaison *signal - trailing function*. Afin de pouvoir comparer les résultats entre les mêmes signaux il nous faut fixer une seule *trailing function* par signal.

L'objectif est de garder pour chaque signal la *trailing function* qui présente le meilleur coefficient de corrélation de Pearson (présentant la corrélation entre le résultat du signal et la valeur rapportée d'*arousal* pour les 36 stimuli présentés) globalement pour ce signal. Pour ce faire, des statistiques descriptives ont été générées pour chaque combinaison *signal - trailing function*. Pour rappel, les données proviennent de 40 sujets alors, les statistiques descriptives dans les tableaux 3.1, 3.3, 3.5 et 3.7 sont calculées sur les 40 coefficients de corrélation (1 par participant, par signal, par *trailing function*). Il est important de noter que, comme démontré dans les étapes suivantes, l'utilisation d'une *trailing function* peu importe laquelle aura toujours un meilleur résultat pour le coefficient de corrélation que de ne pas en utiliser. Il s'agit d'une confirmation statistique dans le contexte de cette étude que l'utilisation de *trailing function* est bénéfique dans un processus de prise de mesures physiologiques.

Pour approfondir l'analyse lors du choix des fonctions, des régressions linéaires simples seront immédiatement effectuées pour chacune des variables dépendantes, soit les caractéristiques individuelles. Le résultat des régressions permet de compléter l'analyse pour le choix des fonctions, en ajoutant à l'analyse le nombre d'effets significatifs générés par l'utilisation d'une fonction.

3.1.1.1 Signal ECG

Dans le Tableau 3.1, nous voyons que les trois premières *trailing functions* ont des valeurs moyennes très similaires, proches de 49%. Cependant, lorsque nous analysons le Tableau 3.2, la fonction la plus élevée *ratio*, ne possède aucun effet significatif. En revanche, la fonction suivante dans la liste *fMinusRatio* a deux effets significatifs au niveau de 5%, qu'on ne peut considérer comme un seul, car ce sont deux variables liées à l'âge qui corrèlent à hauteur de 89.7% (coefficient de corrélation de Spearman). La fonction suivante en termes de meilleur coefficient de corrélation moyen, *fTimesRatio*, n'a pas non plus d'effet significatif. La fonction *fTimesMinus* semble être le choix le plus intéressant, même si la moyenne du coefficient de corrélation est un peu plus basse, car elle a deux effets significatifs. Nous verrons à la section 3.1.1.5 si on peut se permettre statistiquement de choisir la fonction qui performe un peu moins bien au niveau de sa corrélation avec les valeurs auto rapportées d'*arousal*, versus choisir la fonction qui performe mieux quant au nombre d'effets significatifs qu'elle engendre.

Tableau 3.1 : Statistiques descriptives sur le coefficient de corrélation de chaque *trailing function* du signal ECG

| trailingFunction | Min | 1er Quartile | Médiane | Moyenne | 3e Quartile | Max |
|-------------------------|-------------------|---------------------|------------------|-----------------|--------------------|------------------|
| ratio | 0,27959722 | 0,4424909 | 0,4921902 | 0,4989328 | 0,5587969 | 0,7683156 |
| fMinusRatio | 0,29387933 | 0,4415289 | 0,4870576 | 0,4916755 | 0,5301939 | 0,8111127 |
| fTimesRatio | 0,33810242 | 0,437523 | 0,4750192 | 0,4962179 | 0,5513927 | 0,8536646 |
| fTimesMinus* | 0,25307873 | 0,3615211 | 0,4212313 | 0,441843 | 0,5096835 | 0,6565202 |
| none | 0,114997 | 0,2135209 | 0,2614965 | 0,3043067 | 0,3706697 | 0,809935 |

Tableau 3.2 : Effets significatifs lors de l'utilisation de chaque *trailing function* du signal ECG (une cellule vide indique l'absence d'un effet significatif à 10%)

| ECG | Durée | | Latence | |
|---------------------|-------------|----------|-------------|----------|
| | coefficient | valeur-p | coefficient | valeur-p |
| fMinusRatio | | | | |
| age | | | -122,5770 | 0,0247 |
| groupage | | | -685,4749 | 0,0411 |
| fTimesMinus* | | | | |
| age | -75,8263 | 0,0859 | | |
| conscientiousness | -314,1568 | 0,0028 | | |
| fTimesRatio | | | | |
| | | | | |
| none | | | | |
| agreeableness | | | 433,3292 | 0,0007 |
| conscientiousness | | | 229,3533 | 0,0759 |
| ratio | | | | |
| | | | | |

3.1.1.2 Signal EDA1

Dans le Tableau 3.3, nous voyons que les deux premières *trailing functions* ont des valeurs moyennes de coefficient de corrélation toutes deux très proches de 37%. Selon le Tableau 3.4, la fonction la plus élevée, ratio, ayant trois effets significatifs pour la latence, dont deux sous le seuil de 5%, ainsi, qu'un effet significatif pour la durée, semble être le choix le plus intéressant.

Tableau 3.3 : Statistiques descriptives sur le coefficient de corrélation de chaque *trailing function* du signal EDA1

| trailingFunction | Min | 1er Quartile | Médiane | Moyenne | 3e Quartile | Max |
|------------------|------------|--------------|-----------|-----------|-------------|-----------|
| ratio* | 0,21499222 | 0,3427594 | 0,3804352 | 0,3774288 | 0,4242657 | 0,551188 |
| fTimesMinus | 0,20745137 | 0,3118028 | 0,3742399 | 0,3763949 | 0,434764 | 0,6027303 |
| fTimesRatio | 0,12189835 | 0,289666 | 0,3446167 | 0,3411819 | 0,3892968 | 0,6040757 |
| fMinusRatio | 0,11629325 | 0,2589673 | 0,3487159 | 0,337952 | 0,4058959 | 0,5835359 |
| none | 0,06232778 | 0,1017851 | 0,178106 | 0,2044746 | 0,2487976 | 0,5466315 |

Tableau 3.4 : Effets significatifs lors de l'utilisation de chaque *trailing function* du signal EDA1 (une cellule vide indique l'absence d'un effet significatif à 10%)

| EDA1 | Durée | | Latence | |
|--------------------|------------------|---------------|-------------------|---------------|
| | coefficient | valeur-p | coefficient | valeur-p |
| fMinusRatio | | | | |
| gender | 582,6923 | 0,0964 | | |
| fTimesMinus | | | | |
| | | | | |
| fTimesRatio | | | | |
| age | | | -150,0840 | 0,0081 |
| emotionality | | | 202,4251 | 0,0529 |
| groupage | | | -763,4078 | 0,0300 |
| none | | | | |
| agreeableness | | | 301,0773 | 0,0502 |
| emotionality | | | -206,1723 | 0,0562 |
| ratio* | | | | |
| age | | | -160,3641 | 0,0036 |
| altruism | -173,4375 | 0,0395 | -187,0739 | 0,0932 |
| groupage | | | -1036,1732 | 0,0019 |

3.1.1.3 Signal PUPIL

Dans le Tableau 3.5, nous voyons que la première *trailing function* ratio semble légèrement se distinguer avec un coefficient de corrélation moyen d'environ 52% alors que les suivantes se retrouvent sous 50%. Selon le Tableau 3.6, cette fonction qui a trois effets significatifs pour la durée dont un sous le seuil de 5% semble être le choix le plus intéressant en la comparant aux autres qui ont tous moins d'effets significatifs.

Tableau 3.5 : Statistiques descriptives sur le coefficient de corrélation de chaque *trailing function* du signal PUPIL

| trailingFunction | Min | 1er Quartile | Médiane | Moyenne | 3e Quartile | Max |
|------------------|-------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| ratio* | 0,36354383 | 0,4620365 | 0,5203673 | 0,5224923 | 0,5661466 | 0,8323774 |
| fMinusRatio | 0,35438051 | 0,4473059 | 0,504986 | 0,5048822 | 0,5441978 | 0,8354749 |
| fTimesRatio | 0,40091715 | 0,4471524 | 0,5056798 | 0,5095501 | 0,5524063 | 0,8056046 |
| fTimesMinus | 0,28888832 | 0,4025408 | 0,46212 | 0,4566661 | 0,502468 | 0,6855368 |
| none | 0,08835271 | 0,2446379 | 0,3227035 | 0,3277346 | 0,4305813 | 0,5523247 |

Tableau 3.6 : Effets significatifs lors de l'utilisation de chaque *trailing function* du signal PUPIL (une cellule vide indique l'absence d'un effet significatif à 10%)

| PUPIL | Durée | | Latence | |
|--------------------|------------------|---------------|-------------|----------|
| | coefficient | valeur-p | coefficient | valeur-p |
| fMinusRatio | | | | |
| emotionality | 146,2527 | 0,0696 | | |
| groupage | -487,2905 | 0,0743 | | |
| fTimesMinus | | | | |
| gender | | | 1119,2308 | 0,0166 |
| fTimesRatio | | | | |
| honestyhumility | 128,6068 | 0,0934 | | |
| none | | | | |
| honestyhumility | | | -196,3381 | 0,0615 |
| ratio* | | | | |
| age | -97,5350 | 0,0180 | | |
| emotionality | 144,2603 | 0,0559 | | |
| groupage | -496,9274 | 0,0515 | | |

3.1.1.4 Signal EDA ajusté (EDA2)

Dans le Tableau 3.7, nous voyons que les trois premières *trailing functions* ont des valeurs très rapprochées pour le coefficient de corrélation moyen, soit entre 40% et 42%. Cependant, lorsque nous analysons le Tableau 3.8, la fonction la plus élevée *fMinusRatio*, ne possède qu'un effet significatif et au niveau 10%. Cependant, la fonction suivante dans la liste *ratio* n'a aucun effet significatif n'ont plus. S'ensuit la troisième fonction dans la liste *fTimesRatio* a deux effets significatifs et semble donc être un choix plus intéressant. Encore une fois, nous verrons à la section 3.1.1.5 si on peut se permettre statistiquement de choisir la fonction qui performe un peu moins bien au niveau de sa corrélation avec les valeurs auto rapportées d'*arousal*, versus choisir la fonction qui performe mieux quant au nombre d'effets significatifs qu'elle engendre.

Tableau 3.7: Statistiques descriptives sur le coefficient de corrélation de chaque *trailing function* du signal EDA2 (une cellule vide indique l'absence d'un effet significatif à 10%)

| trailingFunction | Min | 1er Quartile | Médiane | Moyenne | 3e Quartile | Max |
|-------------------------|-------------------|---------------------|------------------|------------------|--------------------|------------------|
| fMinusRatio | 0,23558557 | 0,376025 | 0,4188354 | 0,4269296 | 0,4929875 | 0,5971107 |
| ratio | 0,23749372 | 0,3645312 | 0,4150461 | 0,4183491 | 0,4659021 | 0,5808277 |
| fTimesRatio* | 0,24342138 | 0,347001 | 0,4002913 | 0,4092158 | 0,4767908 | 0,5571531 |
| fTimesMinus | 0,1483545 | 0,2737258 | 0,3530318 | 0,3526589 | 0,4259848 | 0,6080468 |
| none | 0,08656577 | 0,1583703 | 0,2356483 | 0,2568479 | 0,3251482 | 0,5449987 |

Tableau 3.8 : Effets significatifs lors de l'utilisation de chaque *trailing function* du signal EDA2

| EDA2 | Durée | | Latence | |
|---------------------|--------------------|-----------------|--------------------|-----------------|
| | coefficient | valeur-p | coefficient | valeur-p |
| fMinusRatio | | | | |
| altruism | | | 197,3011 | 0,0955 |
| fTimesMinus | | | | |
| age | -95,8543 | 0,0676 | | |
| gender | | | 1033,5165 | 0,0374 |
| groupage | -649,4413 | 0,0418 | | |
| fTimesRatio* | | | | |
| conscientiousness | | | -217,2532 | 0,0900 |
| emotionality | 150,4570 | 0,0523 | | |
| none | | | | |
| agreeableness | 224,6610 | 0,0785 | | |
| ratio | | | | |
| | | | | |

3.1.1.5 Comparaisons ANOVA

Nous avons vu dans les sections précédentes que l'utilisation de la meilleure moyenne du coefficient de corrélation sans analyse approfondie propose d'utiliser les *trailing functions* qui, selon l'analyse effectuée, apportent moins de résultats significatifs que d'autres. En effet, on pourrait s'attendre que la différence entre les moyennes

présentées dans les sections précédentes ne soient pas statistiquement significativement différentes, vu la taille d'échantillon de 40 seulement par cas de figure. Ce qui pourrait justifier le choix d'une fonction moins performante au niveau de sa corrélation avec les valeurs auto rapportées d'*arousal*. Compte tenu de cette situation, des comparaisons entre ces dernières pour des signaux ECG et EDA2 ont été réalisées avec la méthode ANOVA (voir Tableau 3.9). Cette analyse permet d'évaluer statistiquement si l'on peut considérer deux moyennes vraiment différentes ou non. Dans le cas que les deux moyennes de la *trailing function* en tête et celle qui nous intéresse ne sont pas significativement différentes, nous pourrions alors choisir celle qui nous semble la plus performante selon le nombre observé d'effets ressortant significatifs. Dans le cas contraire, la *trailing function* en tête devra être conservée, étant donné que la moyenne de son coefficient de corrélation entre le signal corrigé et la valeur de l'*arousal* est significativement meilleure que les autres.

Nous désirons tester si la différence entre les moyennes des coefficients de corrélation est significative seulement pour les signaux dont nous voulons sélectionner un autre choix que le plus performant avec la moyenne. Nous nous concentrons alors sur l'ECG et l'EDA2, dont les distributions ont été mise sur graphique dans les Figures 3.1 et 3.2 suivantes.

Figure 3.1 : Distribution des valeurs de coefficients de corrélation par *trailing function* pour le signal ECG

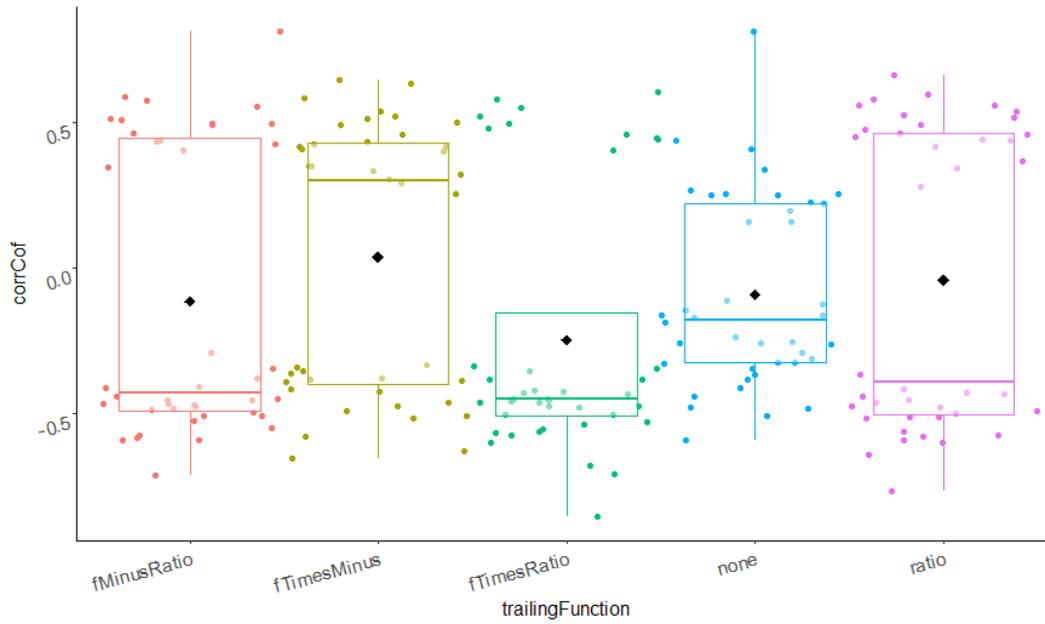
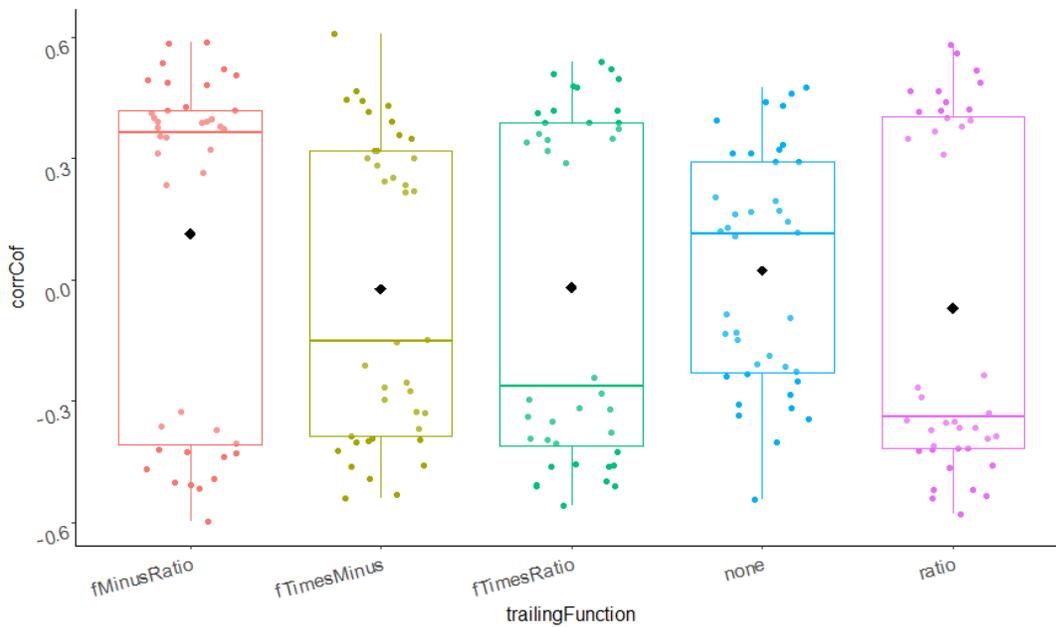


Figure 3.2 : Distribution des valeurs de coefficients de corrélation par *trailing function* pour le signal EDA2



Pour effectuer la comparaison entre les moyennes avec la méthode ANOVA à 1 facteur, nous devons d'abord vérifier que le test paramétrique ne convient pas, étant donné

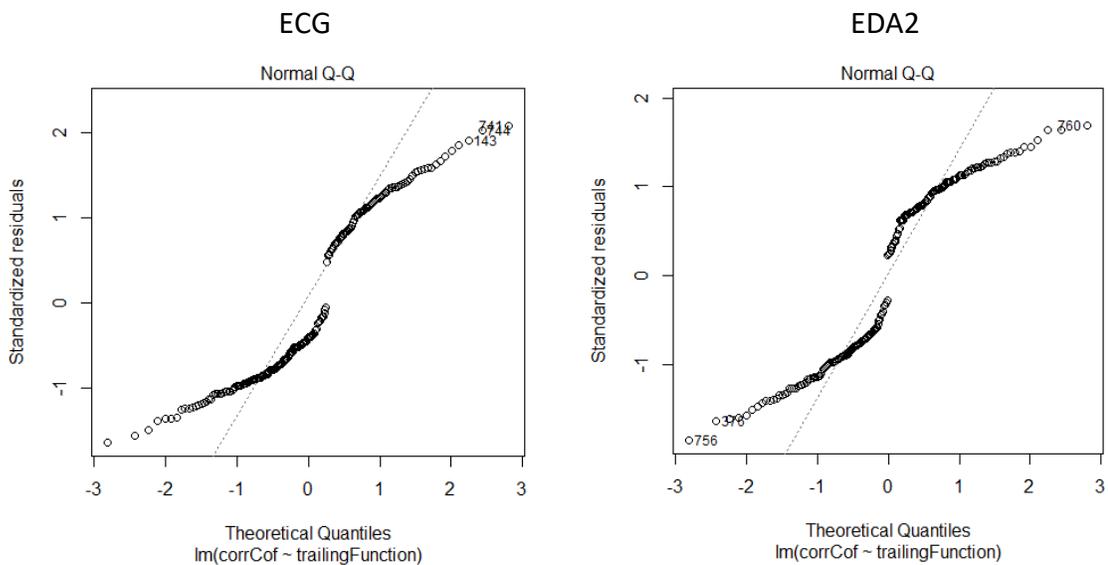
que les données sont répétées entre les sujets. Pour ce faire, une de ces hypothèses au moins ne doit pas être respectée :

- Indépendance des groupes (les *trailing function* dans notre cas)
- Normalité des observations
- Homogénéité des variances

Pour l'indépendance des groupes, le test de Durbin Watson a été appliqué aux données des deux signaux séparément. Dans les deux cas, la valeur-p était supérieure à 0,05 (ECG = 0,834; EDA2 = 0,528), donc on ne peut rejeter l'hypothèse de l'indépendance des résidus. Donc, comme nous nous y attendions, les données sont dépendantes entre les groupes parce que les mesures sont prises sur les mêmes sujets.

Ensuite, nous avons utilisé le test de Shapiro Wilk pour la normalité des observations. Dans les deux cas, le test rejette l'hypothèse de normalité puisque les valeurs p sont sous le seuil de 0,05 (ECG = $1,531 \times 10^{-10}$; EDA2 = $1,303 \times 10^{-10}$). Les QQplots présentés à la Figure 3.3 mettent également en évidence un défaut de normalité.

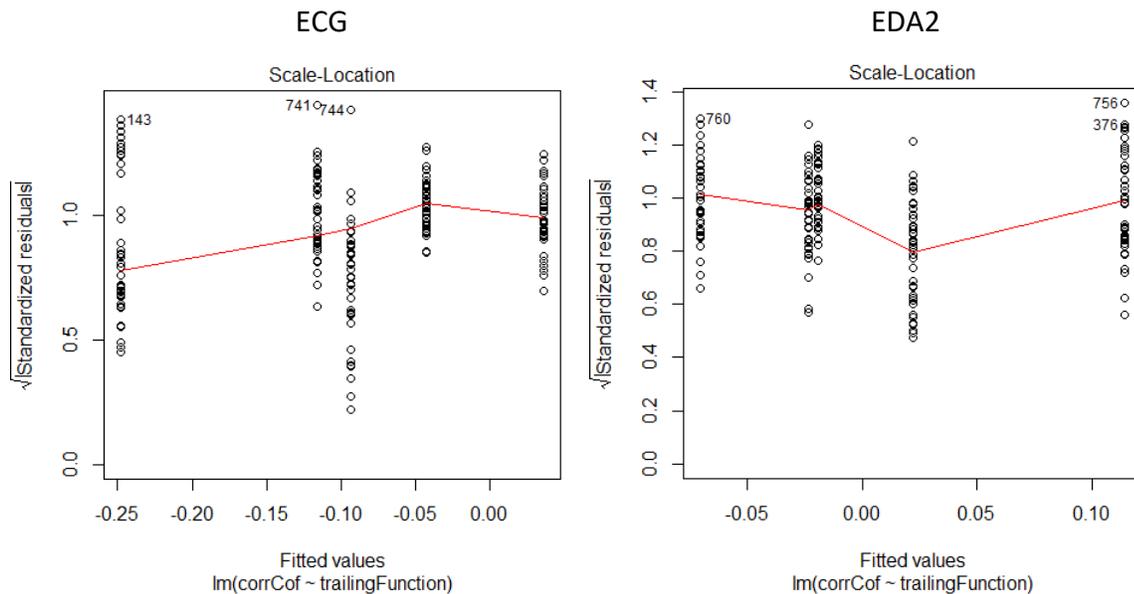
Figure 3.3 : QQplots pour l'évaluation de la normalité des observations



Quant à l'homogénéité des variances, elle a été testée par le test de Barnett. Pour les deux signaux le test n'a pas rejeté l'homogénéité des résidus avec une valeur p de 0,06902 pour l'ECG et de 0,8598 pour l'EDA2.

Le graphique des résidus standardisés en fonction des moyennes de chaque groupe est présenté à la Figure 3.4.

Figure 3.4 : Résidus standardisés en fonction des moyennes de chaque groupe



Puisque deux critères sur trois ne sont pas respectés pour effectuer une ANOVA paramétrique, nous effectuons une ANOVA non paramétrique pour les mesures répétées. Le test utilisé est celui de Kruskal-Wallis et dans les deux cas, ce dernier conclut que les moyennes des 5 groupes (représentés par les *trailing functions*) sont globalement similaires avec une valeur-p de 0,07863 pour l'ECG et une valeur-p de 0,417 pour l'EDA2.

Finalement, nous exécutons la procédure de Tukey pour obtenir le résultat des comparaisons deux à deux entre les groupes et retenons le résultat des comparaisons qui nous intéressent pour notre choix (Tableau 3.9).

Tableau 3.9 : Comparaisons de Tuckey entre les moyennes des *trailing functions* d'intérêts

| Fonction en tête avec la moyenne | Fonction désirée à la suite de l'analyse | p adj |
|----------------------------------|--|-------|
| ECG_fMinusRatio | ECG_fTimesMinus | 1,000 |
| ECG_fTimesRatio | ECG_fTimesMinus | 0,091 |
| ECG_ratio | ECG_fTimesMinus | 1,000 |
| EDA2_fMinusRatio | EDA2_fTimesRatio | 1,000 |

La variable *p adj* (valeur-p ajustée) permet d'établir si la différence entre les deux moyennes est significativement différente. Dans le cas où cette valeur se situe sous 0,05, on peut dire que les moyennes sont significativement différentes au niveau 5%. Dans les cas qui nous intéressent, les valeurs frôlent le 1, sauf pour une comparaison (ECG_fTimesRatio, ECG_fTimesMinus avec une valeur-p de 0,091) qui reste au-dessus de 5% et on peut donc en déduire que les moyennes ne sont pas significativement différentes, ce qui nous permet de choisir arbitrairement les *trailing functions* qui offrent le plus d'effets significatifs (voir Tableau 3.9).

3.1.1.6 Choix finaux des trailing functions pour chaque signal

| Signal | Trailing function |
|------------|-------------------|
| ECG | fTimesMinus |
| EDA | ratio |
| PUPIL | ratio |
| EDA ajusté | fTimesRatio |

3.1.2 Statistiques descriptives

Les Tableaux 3.10 et 3.11 présentent les statistiques descriptives pour nos deux variables d'intérêt par signal. Les graphiques en Figures 3.5 et 3.6 démontrent visuellement la répartition des valeurs de latence et de durée. Cette analyse permet de mieux comprendre leur tendance globale sur chacun des signaux.

Tableau 3.10 : Statistiques descriptives de la latence par signal (signaux triés par la moyenne descendante)

| Signal | trailingFunction | Min | 1er Quartile | Médiane | Moyenne | 3e Quartile | Max |
|--------|------------------|-----|--------------|---------|---------|-------------|------|
| PUPIL | ratio | 0 | 413 | 1950 | 2040 | 3638 | 3900 |
| EDA1 | ratio | 0 | 300 | 1800 | 1886 | 3450 | 3900 |
| ECG | fTimesMinus | 0 | 300 | 1350 | 1556 | 2513 | 3900 |
| EDA2 | fTimesRatio | 0 | 0 | 1200 | 1410 | 2400 | 3900 |

Figure 3.5 : Répartition des valeurs de latence

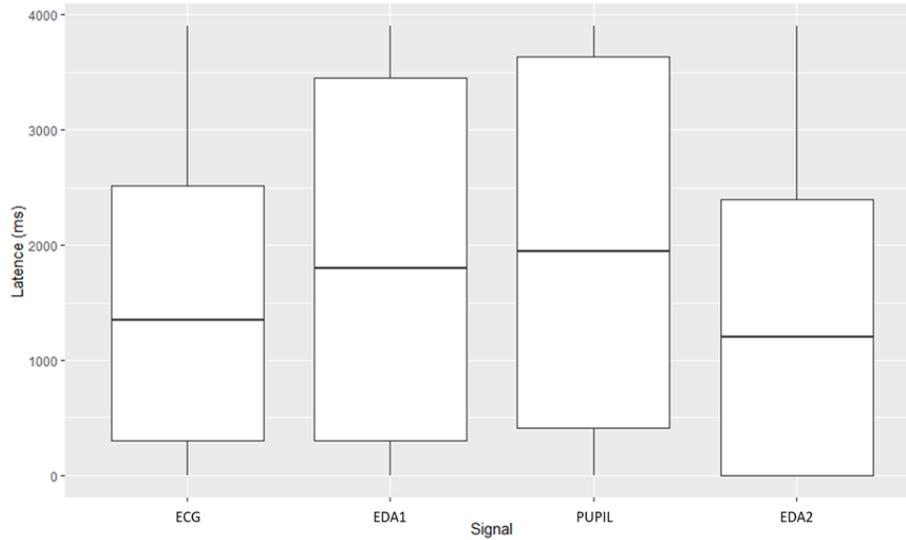
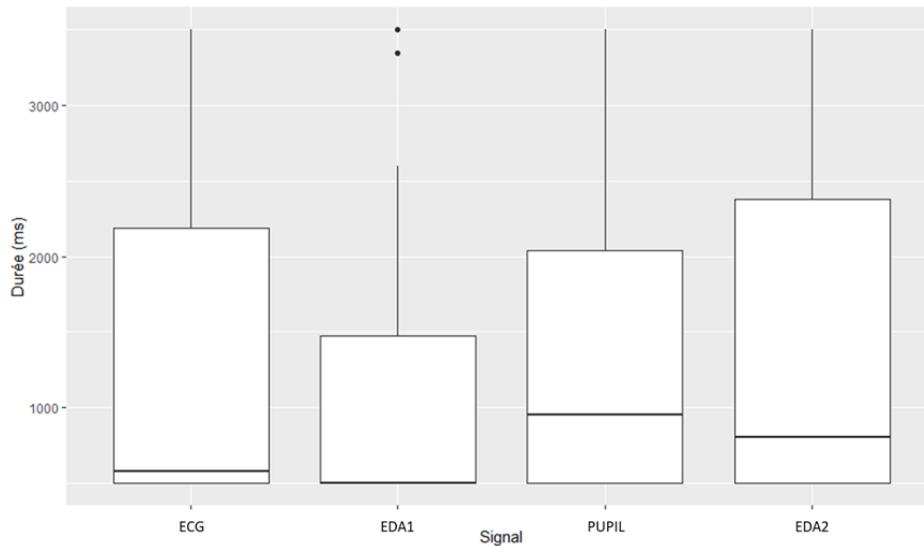


Tableau 3.11 : Statistiques descriptives de la durée par signal (signaux triés par la moyenne descendante)

| Signal | trailingFunction | Min | 1er Quartile | Médiane | Moyenne | 3e Quartile | Max |
|--------|------------------|-----|--------------|---------|---------|-------------|------|
| PUPIL | ratio | 500 | 500 | 950 | 1423 | 2038 | 3500 |
| EDA2 | fTimesRatio | 500 | 500 | 800 | 1411 | 2375 | 3500 |
| ECG | fTimesMinus | 500 | 500 | 575 | 1344 | 2188 | 3500 |
| EDA1 | ratio | 500 | 500 | 500 | 1201 | 1475 | 3500 |

Figure 3.6 : Répartition des valeurs de durée



Voici les observations à retenir à la suite de l'analyse des statistiques :

- Le diamètre de la pupille (PUPIL) est le signal avec en moyenne des latences et des durées de réaction plus longues.
- Le 1er quartile est toujours 500 ms pour les durées. C'est-à-dire que dans tous les cas de signaux au moins un quart des données correspond à la valeur minimum acceptable pour considérer la réaction aux stimuli.
 - Dans le cas de la durée pour l'EDA, on observe ce même phénomène sur au moins la moitié des données (médiane = 500 ms).

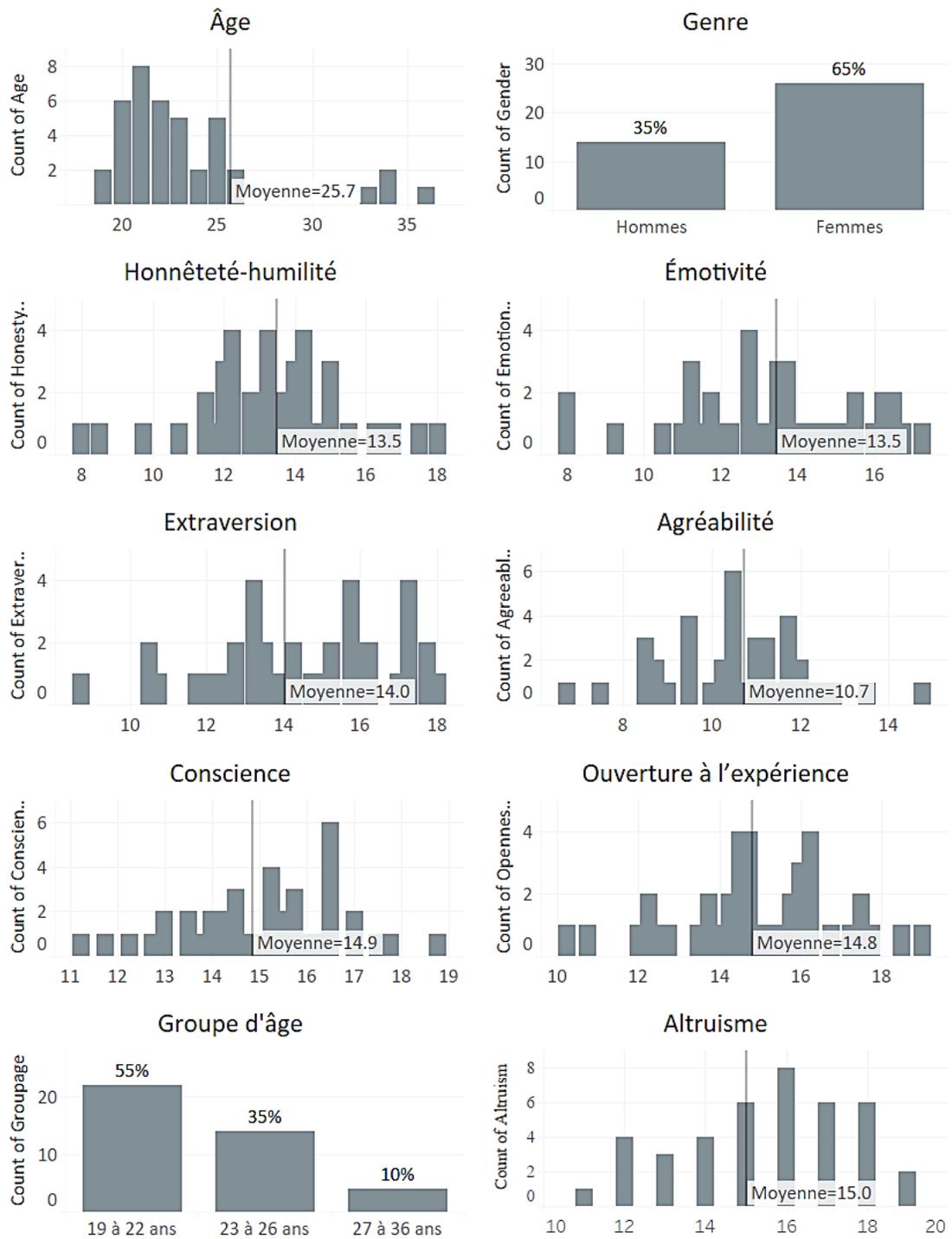
Finalement, le Tableau 3.12 présente les statistiques descriptives et la Figure 3.7 montre la distribution des valeurs de latence et de durée, pour les différentes caractéristiques individuelles. Il permet d'avoir un meilleur aperçu des caractéristiques de l'échantillon et de mieux comprendre les limites de celui-ci.

Tableau 3.12 : Statistiques descriptives des caractéristiques individuelles

| | Min | Max | Étendue | Médiane | Moyenne | Variance | Écart-type | Coef, var |
|--------------------------|-------|-------|---------|---------|---------|----------|------------|-----------|
| Age | 19,00 | 36,00 | 17,00 | 22,00 | 23,38 | 17,16 | 4,14 | 0,18 |
| Groupe d'âge | 1,00 | 3,00 | 2,00 | 1,00 | 1,55 | 0,46 | 0,68 | 0,44 |
| Honnêteté-humilité | 8,00 | 18,00 | 10,00 | 13,38 | 13,40 | 4,66 | 2,16 | 0,16 |
| Émotivité | 8,00 | 17,25 | 9,25 | 13,50 | 13,33 | 5,26 | 2,29 | 0,17 |
| Extraversion | 8,75 | 18,00 | 9,25 | 14,50 | 14,45 | 5,27 | 2,29 | 0,16 |
| Agréabilité | 6,75 | 14,75 | 8,00 | 10,50 | 10,59 | 2,59 | 1,61 | 0,15 |
| Conscience | 11,25 | 18,75 | 7,50 | 15,25 | 15,08 | 2,81 | 1,67 | 0,11 |
| Ouverture à l'expérience | 10,25 | 19,00 | 8,75 | 14,75 | 14,94 | 3,89 | 1,97 | 0,13 |
| Altruism | 11,00 | 19,00 | 8,00 | 16,00 | 15,50 | 4,51 | 2,12 | 0,14 |

L'élément qui ressort le plus est l'âge qui prend des valeurs qu'entre 19 et 36 ans et dont la médiane n'est que de 22 ans. Cet élément en particulier aura un impact majeur sur nos recommandations.

Figure 3.7 : Distribution des valeurs des caractéristiques individuelles



3.2 Résultats

Le Tableau 3.13 présente le sommaire des résultats significatifs pour les régressions simples qui servaient à étudier l'effet individuel d'une caractéristique sur une variable d'intérêt pour un signal donné. 80 modèles simples ont été générés, un par combinaison de signal, caractéristique, variable d'intérêt (respectivement 4 x 10 x 2 options). Tous les résultats sont disponibles à l'Annexe 3.

Tableau 3.13 : Résultats et performance des régressions linéaires simples significatives

| | Signal | Caractéristique | Ordonnée à l'origine | Coefficient | Valeur-p | R ² | R ² ajusté | Statistique F | Valeur-p Statistique F |
|---------|--------|-----------------|----------------------|-------------|-------------------|----------------|-----------------------|---------------|------------------------|
| Latence | EDA1 | Groupe d'âge | 3492,31844 | -1036,17318 | 0,00194188 | 0,2258601 | 0,205488 | 11,0867351 | 0,00194188 |
| | EDA1 | Âge | 5634,7619 | -160,364146 | 0,0035928 | 0,20230464 | 0,18131265 | 9,63723305 | 0,0035928 |
| | EDA2 | Conscience | 4685,09198 | -217,253199 | 0,09004532 | 0,07375363 | 0,04937873 | 3,02580182 | 0,09004532 |
| | EDA1 | Altruisme | 4785,89489 | -187,073864 | 0,09319732 | 0,07238702 | 0,04797615 | 2,96536034 | 0,09319732 |
| Durée | ECG | Conscience | 6079,66322 | -314,156764 | 0,00277842 | 0,21220472 | 0,19147327 | 10,235882 | 0,00277842 |
| | PUPIL | Âge | 3702,38095 | -97,535014 | 0,01803358 | 0,1385219 | 0,11585143 | 6,11023346 | 0,01803358 |
| | EDA1 | Altruisme | 3889,53125 | -173,4375 | 0,03945461 | 0,10691546 | 0,08341324 | 4,54916345 | 0,03945461 |
| | PUPIL | Groupe d'âge | 2192,73743 | -496,927374 | 0,05150216 | 0,09615386 | 0,07236844 | 4,04255393 | 0,05150216 |
| | EDA2 | Émotivité | -593,589294 | 150,456983 | 0,05231522 | 0,09552216 | 0,07172012 | 4,01319092 | 0,05231522 |
| | PUPIL | Émotivité | -499,768462 | 144,260297 | 0,0558682 | 0,09287376 | 0,06900202 | 3,89053111 | 0,0558682 |
| | ECG | Âge | 3116,19048 | -75,8263305 | 0,08587473 | 0,07564051 | 0,05131526 | 3,10954722 | 0,08587473 |

La première mesure statistique à vérifier est la valeur-p de la statistique F : le test F de la signification globale. Il s'agit d'une forme spécifique du test F. Il compare un modèle sans prédicteurs/variables, donc avec seulement l'intercept aussi appelé l'ordonnée à l'origine, au modèle spécifié. En d'autres mots, cette statistique permet de définir si le modèle est utile ou non en vérifiant si au moins une variable du modèle est utile. Étant donné que les modèles univariés contiennent qu'une seule variable, il est normal que ça donne le même résultat que la valeur-p. Parmi les 80 modèles générés (toutes les possibilités), seulement les 11 présentés au Tableau 3.13 passent ce test de pertinence.

La prochaine mesure statistique à analyser est le R², aussi appelé le coefficient de détermination. Il s'agit d'un chiffre se situant entre 0 et 1, qui lorsqu'il est plus élevé

signifie que les données correspondent mieux au modèle de régression généré. Nous pouvons voir dans le Tableau 3.13 que notre modèle le plus précis (R^2 de 22,6%) est celui prenant en paramètre le groupe d'âge et qui mesure la latence pour le signal EDA1. Avec un R^2 de 7,3%, le modèle prenant en paramètre le score d'altruisme au HEXACO pour mesurer la latence pour le signal EDA1 est le moins précis.

Puisqu'il est difficile avec cette vue d'analyser les résultats, une vue est présentée dans le Tableau 3.14 qui permet d'analyser plus intuitivement l'effet des caractéristiques sur la latence et la durée de réaction à un stimulus pour les différents signaux physiologiques.

Tableau 3.14 : Tableau des coefficients et valeurs-p des effets individuels

| | Latence | | | | Durée | | | |
|--------------------|---------------------|-----------------------------|---------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|---------------------------|
| | ECG | EDA1 | PUPIL | EDA2 | ECG | EDA1 | PUPIL | EDA2 |
| Âge | 31,23 (0,5474) | -160,36 (0,0036) | -24,65 (0,6865) | 22,18 (0,6741) | -75,83 (0,0859) | -60,31 (0,1691) | -97,54 (0,0180) | 22,38 (0,6104) |
| Agréabilité | -103,37 (0,4387) | 72,05 (0,6303) | -5,72 (0,9710) | 27,27 (0,8410) | -20,34 (0,8607) | 99,76 (0,3806) | 85,03 (0,4385) | -141,93 (0,2056) |
| Altruisme | 27,70 (0,7848) | -187,07 (0,0932) | 60,51 (0,6111) | 90,34 (0,3779) | -119,74 (0,1672) | -173,44 (0,0395) | 17,05 (0,8381) | 51,56 (0,5470) |
| Conscience | 137,63 (0,2813) | 103,55 (0,4706) | -110,79 (0,4622) | -217,25 (0,0900) | -314,16 (0,0028) | 29,10 (0,7910) | -41,41 (0,6954) | -25,67 (0,8135) |
| Émotivité | -3,93 (0,9667) | 8,06 (0,9389) | 41,27 (0,7083) | 68,40 (0,4718) | -110,32 (0,1695) | -7,70 (0,9236) | 144,26 (0,0559) | 150,46 (0,0523) |
| Extraversion | 78,14 (0,4033) | 2,30 (0,9825) | -18,66 (0,8657) | -66,60 (0,4834) | -50,75 (0,5312) | -63,28 (0,4280) | -0,33 (0,9966) | 115,49 (0,1402) |
| Genre | 317,31 (0,4756) | 379,95 (0,4449) | 501,10 (0,3362) | 191,21 (0,6725) | 45,33 (0,9065) | -25,55 (0,9465) | 397,25 (0,2753) | 330,49 (0,3788) |
| Groupe d'âge | 56,56 (0,8589) | -1036,17 (0,0019) | 6,70 (0,9857) | 186,03 (0,5637) | -316,34 (0,2463) | -258,52 (0,3382) | -496,93 (0,0515) | 195,67 (0,4656) |
| Honnêteté-humilité | -53,07 (0,5946) | -23,91 (0,8305) | -34,57 (0,7682) | -1,36 (0,9893) | -104,69 (0,2212) | 25,15 (0,7679) | -66,62 (0,4154) | 3,14 (0,9704) |
| Ouverture | 60,61 (0,5783) | -32,32 (0,7914) | 54,69 (0,6697) | 35,72 (0,7472) | 44,12 (0,6402) | 38,55 (0,6790) | -2,88 (0,9745) | 93,29 (0,3094) |

L'âge est une caractéristique qui se démarque avec un effet significatif pour latence-EDA, durée-ECG et durée-PUPIL. Le groupe d'âge, étant une variable directement basée sur la variable d'âge, a des effets similaires à cette dernière. Ce qui est prévisible étant

donné que ces deux variables corrèlent fortement (89.7%). Dans tous les cas significatifs, l'âge diminue le temps de latence ou de durée de réaction. Par exemple, pour l'EDA, chaque année supplémentaire de vie diminue de 160,36 ms le temps avant de réagir à un stimulus. Donc, en utilisant les résultats des tableaux 3.13 et 3.14, pour une personne de 19 ans, nous obtenons une latence de 2587,92 ms ($5634,76 \text{ ms} - 160,36 \text{ ms} \times 19 \text{ ans}$), et pour une personne de 24 ans, une latence de 1786,12 ms ($5634,76 \text{ ms} - 160,36 \text{ ms} \times 24 \text{ ans}$). C'est-à-dire que plus l'âge d'un sujet était avancé, plus son temps de latence du signal EDA à un stimulus était court. Il faut d'ailleurs prendre ce résultat avec prudence étant donné de l'échantillon qui était de 19 à 36 ans ainsi qu'une médiane de 22 ans.

Ensuite, l'altruisme affecte le signal EDA : plus le pointage reçu lors du questionnaire HEXACO est élevé, plus les temps de réaction sont rapides autant pour la latence (-187,07 ms par point) que la durée (-173,44 ms par point).

L'émotivité joue également un rôle pour les signaux PUPIL et EDA2. Plus le score d'émotivité (combinaison des facettes appréhension, anxiété, dépendance, sensibilité) est élevé plus la durée de réaction à un stimulus sera élevée (+144,26 ms par point pour PUPIL et +150,46 ms par point pour EDA2).

Finalement, les sujets ayant obtenu des scores plus élevés pour la conscience (combinaison des facettes organisation, diligence, perfectionnisme et prudence), réagissent plus rapidement au stimulus pour le signal EDA2 (-217,25 ms par point) et la durée de réaction est plus courte pour l'ECG (-314,16 ms par point).

3.5 Conclusion

À la suite de ces étapes, on peut mieux comprendre les effets propres à chacune des caractéristiques individuelles, sur les temps de latence et de durée de réaction pour chacun des signaux physiologiques.

Tel que vus dans la section précédente, les effets de l'âge significatifs démontrent, une tendance à réagir plus rapidement aux stimuli pour la sudation et une durée de réaction plus rapide pour le diamètre de la pupille (PUPIL), le battement cardiaque (ECG) et la sudation (EDA1), et ce plus l'âge du sujet est élevé.

Les personnes très bien notées sur l'échelle de conscience sont décrites comme des personnes qui organisent leur temps et leur environnement physique, travaillent avec discipline pour atteindre leurs objectifs, recherchent la précision et la perfection dans leurs tâches et délibèrent avec soin pour prendre des décisions (traduction libre : Bradley et Lang, 1994). Ces individus ont tendance à avoir sué (EDA2) plus rapidement. Elles auront aussi une durée de réaction plus courte pour leur battement cardiaque (ECG).

Les personnes ayant des scores très élevés sur l'échelle d'émotivité ressentent la peur des dangers physiques, éprouvent de l'anxiété en réponse au stress de la vie, ressentent le besoin de soutien émotionnel d'autrui et éprouvent de l'empathie et des attachements sentimentaux avec les autres (traduction libre : Bradley et Lang, 1994). Ces personnes auront des durées de réaction plus longues pour le diamètre de leur pupille (PUPIL) ainsi que pour leur sudation (EDA2).

Quant à ceux ayant scores élevés à l'échelle d'altruisme, ils sont très réactifs au niveau de la sudation (EDA) avec un temps plus court avant de réagir, et la durée de réaction sera plus courte. Ces derniers sont décrits comme ayant une tendance à être sympathique et au cœur tendre envers les autres, qui évitent de causer du tort et réagissent avec générosité envers ceux qui sont faibles ou qui ont besoin d'aide (traduction libre : Bradley et Lang, 1994).

3.5.1 Recommandations

Dans le cadre de la prise de mesures physiologiques, nous pouvons dire avec confiance qu'il est bénéfique d'utiliser les caractéristiques suivantes lorsque vient le temps de mesurer les latences et durées de réaction à un stimulus avec les signaux suivants, car

elles auront un impact significatif. Cependant, étant donné la répartition des âges des sujets dans l'échantillon, nous recommandons d'utiliser le modèle de l'âge tel quel seulement pour les sujets de 19 à 26 ans, qui représente la tranche d'âge la plus représentée par nos données (voir Figure 3.7). Dans le Tableau 3.15 qui suit, sont présentés les résultats pertinents à utiliser.

Tableau 3.15 : Caractéristiques individuelles à considérer par signal et variable d'intérêt

| Signal | Variable d'intérêt | Caractéristique | Ordonnée à l'origine | Coefficient | Coefficient de détermination (R ²) |
|-----------------------------|--------------------|----------------------------|----------------------|--------------|--|
| Sudation (EDA1) | Latence | Âge | 5634,761905 | -160,3641457 | 20,2% |
| | | Score HEXACO d'altruisme | 4785,894886 | -187,0738636 | 7,2% |
| | Durée | Score HEXACO d'altruisme | 3889,53125 | -173,4375 | 10,7% |
| Sudation ajustée (EDA2) | Latence | Score HEXACO de conscience | 4685,091979 | -217,2531993 | 7,4% |
| | Durée | Score HEXACO d'émotivité | -593,5892944 | 150,4569827 | 9,6% |
| Battement cardiaque (ECG) | Durée | Âge | 3116,190476 | -75,82633053 | 7,6% |
| | | Score HEXACO de conscience | 6079,66322 | -314,1567642 | 21,2% |
| Diamètre de pupille (PUPIL) | Durée | Âge | 3702,380952 | -97,53501401 | 13,9% |
| | | Score HEXACO d'émotivité | -499,7684621 | 144,2602973 | 9,3% |

Cependant, il faut prendre en considération qu'utiliser individuellement ces modèles simples n'a pas la même précision qu'utiliser des modèles multiples qui seront développés au chapitre suivant. Il faut se référer au coefficient de détermination pour juger de la qualité des modèles et être conscient du niveau de précision associé. Par exemple, si l'âge est la seule caractéristique individuelle mesurée dans votre étude

auprès des participants, l'utilisation de la fonction de l'âge seulement pour calculer la latence pour la sudation (EDA1) sera précise à 20,2%. Nous devons tout de même passer par cette étape pour vérifier les effets qu'a individuellement chaque caractéristique.

Finalement, nous ne recommandons pas l'utilisation de la variable groupe d'âge puisqu'elle corrèle à hauteur de 89.7% (coefficient de corrélation de Spearman) avec la variable âge qui demeure beaucoup plus précise dû à sa granularité. De plus, la variable groupe d'âge a la particularité de couvrir les 19 à 22 ans, les 23 à 26 ans et 27 à 36 ans, dû à la distribution atypique des données, ce qui diminue sa possibilité et pertinence de réutilisation.

Chapitre 4

Associer la bonne réponse émotionnelle au stimulus

Résumé

L'objectif de recherche de ce chapitre consiste en la création de modèles statistiques qui permettent de calculer la latence et la durée de réaction émotionnelle à un stimulus. Ces modèles comportent une combinaison de caractéristiques individuelles pour personnaliser le résultat à chaque sujet. Ce faisant, nous pourrions être confiants quant à la réponse émotionnelle pour un individu en particulier sera adéquatement captée par l'algorithme pour cette personne. Ce travail améliorera grandement l'exactitude de la mesure et ça aura un impact direct sur l'analyse réactions physiologiques ainsi que sur les recommandations y étant associées.

4.1 Méthodologie

À partir du fichier final de données présenté dans le chapitre précédent, des modèles linéaires qui prennent en compte des combinaisons de différentes caractéristiques individuelles seront générés afin d'attribuer des temps de latence et de durée optimaux pour chaque participant et chacun des signaux. Ceci en maintenant pour chaque signal les *trailing function* optimales trouvées au Chapitre 2.

Prendre note que la variable groupe d'âge ne sera pas incluse dans les modèles puisque comme découvert au chapitre précédent, elle corrèle à hauteur de 89.7% (coefficient de corrélation de Spearman) avec la variable âge qui demeure plus précise et permutable pour d'autres études.

4.2 Résultats

Le Tableau 4.1 présente les résultats résumés de chacun des modèles linéaires générés par signal. Deux méthodes ont été testées, une incluant dans les régressions nos neuf variables que nous avons de disponibles (modèle de base), et l'autre méthode en y

ajoutant toutes les interactions possibles entre chacune des variables, le genre et l'âge (modèles de base avec interactions) pour un total de 24 variables.

On dira qu'il y a interaction entre deux variables si l'effet d'une d'elles sur l'autre n'est pas la même selon la valeur prise par l'une d'elles. On utilise aussi le terme valeur modératrice pour dénoter une variable qui interagit avec une autre. Par exemple, pour un modèle qui estime le montant dépensé dans une épicerie, une variable explicative comme la taille du ménage pourrait être modératrice pour une autre variable explicative telle que le nombre moyen de fois qu'un client fait ses courses par semaine. En effet, dans cet exemple fictif, on suppose que le comportement du consommateur va changer selon l'interaction de ces deux variables entre elles. Un consommateur qui va une fois par semaine et qui a une grande famille dépensera sûrement plus, alors qu'un consommateur qui y va plusieurs fois par semaine, mais qui est seul dans son ménage va certainement dépenser moins sur une semaine même s'il y va plus souvent.

La première mesure statistique à vérifier est la valeur-p de la statistique F (pvalueFstats). Pour rappel, cette statistique permet de définir si le modèle est utile ou non. Les résultats pour chaque modèle sont présentés au Tableau 4.1. Selon les résultats, dans la liste de modèles de base, deux sont utiles, soit durée-EDA1 (F 0.20 ; valeur-p 0.067) et durée-ECG (F 2.49 ; valeur-p 0.029), et, dans les modèles avec interactions, trois sont intéressants : latence-ECG (F 1.96 ; valeur-p 0.089), latence-EDA2 (F 2.31 ; valeur-p 0.048) et durée-PUPIL (F 2.05 ; valeur-p 0.076)). Nous nous concentrons alors sur ces derniers.

Tableau 4.1 : Résultats sur la performance des régressions linéaires multiples pour les modèles base et les modèles avec interaction.

| y | signal | Modèles variables de base | | | | Modèles variables de base + interactions | | | |
|---------|--------|---------------------------|-----------------------|---------------|---------------------------|--|-----------------------|---------------|---------------------------|
| | | R ² | R ² ajusté | Statistique F | Valeur-p Statistique F | R ² | R ² ajusté | Statistique F | Valeur-p Statistique F |
| Latence | ECG | 21,3% | -2,3% | 0,90126152 | 0,5364293 | 82,0% | 53,2% | 2,84995326 | 0,01967932 |
| | EDA1 | 34,4% | 14,7% | 0,14733255 | 0,12103814 | 56,2% | -13,8% | 0,80269049 | 0,69342788 |
| | PUPIL | 24,5% | 1,9% | 0,0185283 | 0,40422421 | 71,1% | 24,9% | 1,53993698 | 0,19450556 |
| | EDA2 | 16,2% | -8,9% | -0,08880425 | 0,74861085 | 78,7% | 44,6% | 2,30795913 | 0,04828649 |
| Durée | ECG | 42,8% | 25,6% | 2,49106633 | 0,02928638 | 69,5% | 20,8% | 1,42568484 | 0,24068093 |
| | EDA1 | 38,2% | 19,6% | 0,19637384 | 0,06689141 | 66,6% | 13,2% | 1,24686403 | 0,33454395 |
| | PUPIL | 20,8% | -2,9% | -0,02916375 | 0,55566053 | 76,6% | 39,2% | 2,04947742 | 0,07615242 |
| | EDA2 | 15,0% | -10,5% | -0,1052054 | 0,79674774 | 56,1% | -14,1% | 0,79897059 | 0,69692592 |

Pour rappel, un coefficient de détermination (R^2) plus élevé signifie que le modèle de régression généré est plus précis. En revanche, afin de comparer les modèles entre eux, nous devons utiliser le R^2 ajusté qui réduit le biais statistique qu'apporte une augmentation du nombre de variables dans un modèle. Il est nécessaire de l'utiliser puisque les modèles que nous voulons comparer ont un nombre différent de variables entre ceux de base et ceux incluant les interactions. Nous constatons que dans chacun des modèles sélectionnés avec le test F de signification globale, le meilleur modèle est celui qui est sélectionné par ce dernier test. Par exemple, le modèle de base latence-ECG explique moins bien (-2.3%) la variabilité des données que le modèle avec interactions (53.2%). Nous obtenons alors 5 modèles considérés utiles à la suite du test F :

- latence-ECG à 24 variables (base + interactions) avec un R^2 de 82.0%
- latence-EDA2 à 24 variables (base + interactions) avec un R^2 de 78.7%
- durée-ECG à 9 variables (base) avec un R^2 de 42.8%
- durée-EDA1 à 9 variables (base) avec un R^2 de 38.2%
- durée-PUPIL à 24 variables (base + interactions) avec un R^2 de 76.6%

Nous constatons que les modèles avec interactions expliquent très bien la variabilité des données pour leurs différents cas susmentionnés avec des R^2 supérieurs à 76%. Ces modèles multiples obtenus sont tous disponibles en Annexe 4 avec les détails complets

sur les coefficients et valeurs p pour chaque caractéristique. Dans le Tableau 4.2, seulement les cinq modèles ressortis ci-dessus sont représentés de façon détaillée.

Tableau 4.2 : Modèles de régression multiples obtenus pour les modèles ayant passé le test F de la signification globale.

| Variable d'intérêt (Y) | Latence | | Durée | | |
|----------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|
| | ECG | EDA2 | ECG | EDA1 | PUPIL |
| Signal | coefficient / valeur-p |
| Ordonnée à l'origine | 1,7661333949 0,0923741981 | -1,8581106336 0,1049539129 | 1,0953703424 0,4107166268 | 0,8921386000 0,4472276782 | -47,9865608373 0,1556185256 |
| Genre | 0,4909101287 0,0322424051 | -0,0838303759 0,7182391324 | 0,0761338717 0,7302222862 | -0,1030600428 0,5972532001 | -8,0309654712 0,2556830323 |
| Âge | -0,0892681205 0,0683264816 | 0,0705175966 0,1773287663 | 0,0043761695 0,8012496150 | 0,0067285100 0,6612323722 | 2,3373928692 0,1362948892 |
| Honnêteté-humilité | -0,0332005479 0,0938106473 | 0,0773924767 0,0017256904 | 0,0270531656 0,5002845853 | -0,0652053271 0,0721404145 | 1,4430376656 0,0309983730 |
| Émotivité | -0,0448514857 0,2383808537 | 0,0606181166 0,1507645496 | -0,0601999835 0,2285028164 | 0,0369100255 0,3997059062 | 1,9735734638 0,1189078524 |
| Extraversion | -0,0101438789 0,4824071117 | -0,0330977070 0,0488010265 | -0,0521334178 0,0916683049 | -0,0733261935 0,0093450839 | 0,2948079426 0,5313285385 |
| Agréabilité | -0,0191313045 0,5732194681 | -0,0026007461 0,9440006085 | 0,0649147090 0,2393459772 | 0,0420934210 0,3846216965 | 0,5232777532 0,6366479680 |
| Conscience | 0,0339913908 0,1520604708 | 0,0072319332 0,7735939265 | 0,0553628684 0,2252788587 | 0,0258541983 0,5172427395 | -0,7571670976 0,3198213312 |
| Ouverture | -0,0442187428 0,1124645582 | 0,0272182082 0,3587055081 | -0,1257490045 0,0030167781 | -0,0051862614 0,8810858011 | 1,6775769289 0,0690992815 |
| Altruisme | -0,0217825738 0,3946517638 | 0,0077783947 0,7791538481 | 0,0219168116 0,6015987253 | -0,0176055057 0,6343960560 | -1,3031877854 0,1293656900 |
| Genre * Âge | -0,0120893445 0,0436794233 | 0,0155061513 0,0210184733 | | | 0,1464906493 0,4267393000 |
| Genre * Honnêteté-humilité | 0,0012507272 0,7302329781 | 0,0134698525 0,0035571799 | | | 0,1988786233 0,1078692738 |
| Age * Honnêteté-humilité | 0,0013003032 0,1531873269 | -0,0041674281 0,0005173132 | | | -0,0745486204 0,0185417072 |
| Genre * Émotivité | -0,0012711022 0,8386751481 | 0,0026752335 0,6963968254 | | | 0,1775163650 0,3898383032 |
| Âge * Émotivité | 0,0019610687 0,2632046939 | -0,0027531923 0,1572113740 | | | -0,0967525811 0,0995603272 |
| Genre * Extraversion | 0,0068252210 0,0331210938 | -0,0041364111 0,2141268274 | | | -0,2315856755 0,0277510121 |
| Âge * Extraversion | 0,0003688892 0,5455983387 | 0,0016593789 0,0227367664 | | | -0,0084627498 0,6702937944 |
| Genre * Agréabilité | -0,0126797021 0,0374261549 | -0,0073867440 0,2437076455 | | | 0,1727976571 0,3559988469 |
| Âge * Agréabilité | 0,0013824333 0,3852986703 | 0,0004846263 0,7787729619 | | | -0,0280852395 0,5863332709 |
| Genre * Conscience | -0,0080730336 0,2480078575 | -0,0229346718 0,0070903949 | | | 0,0770969759 0,7302045414 |
| Âge * Conscience | -0,0010449840 0,3507090492 | 0,0006945605 0,5678294987 | | | 0,0354799940 0,3326760775 |
| Genre * Ouverture | 0,0018788389 0,6505918798 | 0,0048173107 0,2967098222 | | | 0,1251942461 0,3607906935 |
| Âge * Ouverture | 0,0020693743 0,1243076187 | -0,0013450471 0,3495931964 | | | -0,0839008045 0,0615460738 |
| Gender * Altruisme | -0,0054273416 0,3016038434 | -0,0052906887 0,3564291812 | | | -0,1118049812 0,5101882972 |
| Âge * Altruisme | 0,0010442813 0,3314359742 | -0,0000986044 0,9322384428 | | | 0,0670421388 0,0672889639 |
| R ² | 0,8201414655 | 0,7869046337 | 0,4276949515 | 0,3818260299 | 0,7663094869 |
| R ² ajusté | 0,5323678103 | 0,4459520476 | 0,2560034370 | 0,1963738388 | 0,3924046659 |
| Statistique F | 2,8499532552 | 2,3079591293 | 2,4910663328 | 0,1963738388 | 2,0494774176 |
| Valeur-p Statistique F | 0,0196793195 | 0,0482864911 | 0,0292863834 | 0,0668914063 | 0,0761524165 |

4.3 Conclusion

L'effet du genre, non significatif lorsqu'évalué séparément tel que vu au chapitre précédent, devient significatif lorsqu'il est croisé avec d'autres variables pour certains modèles (ex. pour celui de latence pour l'ECG). Voilà pourquoi il est intéressant de considérer plusieurs variables, car certaines croisées avec d'autres peuvent devenir significatives.

4.3.1 Recommandations

À la suite de nos analyses, nous pouvons dire avec confiance qu'il est bénéfique, dans le cadre des limites de l'étude dont particulièrement celle de l'âge, d'utiliser les cinq modèles présentés à la section précédente dans le cadre de la prise de mesures neurophysiologiques lorsque vient le moment d'estimer les latences et durées de réaction à un stimulus avec les signaux suivants. En effet, les modèles suggérés semblent, en se fiant au coefficient de détermination et aux tests statistiques effectués, bien expliquer la variation de la latence ou de la durée de réaction à un stimulus. Dans le même ordre d'idée, recueillir l'âge, le genre et les scores HEXACO lors d'une expérience est, selon nous nécessaire pour capter une variété suffisante de caractéristiques individuelles pour personnaliser les mesures physiologiques, en plus qu'être nécessaire à l'utilisation des modèles que nous proposons avec toutes les décimales pour garder la précision (voir Tableau 4.3).

Tableau 4.3 : Modèles de régression à utiliser par signal et variable d'intérêt

| Signal | Modèle |
|---------------------------|---|
| Battement cardiaque (ECG) | latence = 1,76613339490645 +0,490910128739377(genre) -0,0892681205112461(âge) -0,0332005479038542(honnêteté-humilité) -0,044851485729023(émotivité) -0,0101438788560982(extraversion) -0,0191313044823471(agrabilité) +0,0339913908142967(conscience) |

| | |
|---------------------------------------|---|
| | <p>-0,0442187428014936(ouverture) -0,0217825738311172(altruisme) -0,0120893445399451(genre*âge) +0,00125072720216867(genre*honnêteté-humilité) +0,00130030322466643(âge*honnêteté-humilité) -0,00127110222992649(genre*émotivité) +0,00196106872801305(âge*émotivité) +0,00682522099281758(genre*extraversion) +0,000368889243212918(âge*extraversion) -0,0126797021139599(genre*agréabilité) +0,0013824332735784(âge*agréabilité) -0,00807303355609346(genre*conscience) -0,0010449839913566(âge*conscience) +0,00187883890607587(genre*ouverture) +0,00206937429626733(âge*ouverture) -0,00542734155679777(genre*altruisme) +0,00104428128773751(âge*altruisme)</p> |
| | <p>Durée = 1,09537034242517 +0,0761338716950478(genre) +0,00437616951102299(âge) 0,0270531655958971(honnêteté-humilité) -0,0601999835469697(émotivité) -0,052133417848217(extraversion) +0,064914708987556(agréabilité) +0,0553628684034281(conscience) -0,125749004471066(ouverture) +0,021916811597745(altruisme)</p> |
| <p>Sudation ajustée (EDA2)</p> | <p>Latence = -1,85811063361192 -0,0838303759173138(genre) +0,0705175965962719(âge) +0,0773924767226245(honnêteté-humilité) +0,0606181165571989(émotivité) -0,0330977070118014(extraversion) -0,0026007460513722(agréabilité) +0,00723193322758736(conscience) +0,0272182082161064(ouverture) +0,00777839465151398(altruisme) +0,0155061513043517(genre*âge) +0,0134698525471617(genre*honnêteté-humilité) -0,00416742805014564(âge*honnêteté-humilité) +0,00267523352135865(genre*émotivité) -0,00275319231490401(âge*émotivité) -0,0041364111436149(genre*extraversion)</p> |

| | |
|------------------------------------|--|
| | +0,00165937889730598(âge*extraversion) -0,00738674397077041(genre*agrabilité) +0,000484626319508207(âge*agrabilité) -0,0229346718363707(genre*conscience) +0,000694560542702083(âge*conscience) +0,00481731068682759(genre*ouverture) -0,0013450471455089(âge*ouverture) -0,00529068870533385(genre*altruisme) -0,000098604372232352(âge*altruisme) |
| Sudation (EDA) | Durée = 0,892138600001031 -0,103060042837716(genre) +0,00672850998077545(âge) -0,0652053270978454(honnêteté-humilité) +0,0369100254677502(émotivité) -0,0733261935040401(extraversion) +0,0420934209697553(agrabilité) +0,0258541982642902(conscience) -0,00518626144199747(ouverture) -0,017605505698259(altruisme) |
| Diamètre de pupille (PUPIL) | Durée = -47,9865608372936 -8,03096547116554(genre) +2,33739286919794(âge) +1,44303766561123(honnêteté-humilité) +1,97357346384652(émotivité) +0,294807942600214(extraversion) +0,523277753220905(agrabilité) -0,757167097601688(conscience) +1,67757692892768(ouverture) -1,30318778540487(altruisme) +0,146490649285972(genre*âge) +0,19887862327908(genre*honnêteté-humilité) -0,0745486203644494(âge*honnêteté-humilité) +0,177516365005933(genre*émotivité) -0,0967525811130027(âge*émotivité) -0,231585675453045(genre*extraversion) -0,00846274977206278(âge*extraversion) +0,172797657129217(genre*agrabilité) -0,0280852395208419(âge*agrabilité) +0,0770969759422997(genre*conscience) +0,0354799939719766(âge*conscience) +0,125194246148834(genre*ouverture) -0,083900804542375(âge*ouverture) -0,111804981170434(genre*altruisme) |

| |
|------------------------------------|
| +0,0670421387519242(âge*altruisme) |
|------------------------------------|

Pour les signaux n'ayant pas de modèle pour la latence ou la durée, nous recommandons soit l'utilisation de valeurs déjà établies par la littérature ou, mieux encore, effectuer un test empirique pour trouver les valeurs de fenêtres optimales pour une étude en particulier tel que nous l'avons fait pour ce travail.

Finalement, nous préconisons l'utilisation des *trailing functions* que nous avons identifiées comme les meilleures par signal pour le traitement des données physiologiques.

| Signal | Nom | Fonction |
|------------|-------------|-----------|
| ECG | fTimesMinus | $F*(F-B)$ |
| EDA | ratio | F/B |
| PUPIL | ratio | F/B |
| EDA ajusté | fTimesRatio | $F*(F/B)$ |

4.3.2 Généricité de la reconnaissance des émotions

Le but ultime de cette démarche sera d'ajouter ces modèles à l'algorithme de reconnaissance des émotions et ainsi, améliorer leur fonction. Le début du processus de traitement de données pour en arriver à cet algorithme comporte les mêmes étapes que celles décrites au Chapitre 2. C'est-à-dire, la transformation « en caractéristiques, propres à chaque signal, et quantifier en attributs numériques selon différentes statistiques » (Courtemanche, 2013) telles que, par exemple, la moyenne pour une fenêtre temporelle. C'est à cette étape que nos modèles estimant une latence et une durée optimales par sujet prendront effet sur la définition de cette fenêtre temporelle. Finalement, le lien entre le construit de l'activation émotionnelle (*arousal*) et les attributs calculés précédemment est fait par un modèle d'inférence créé à l'aide de l'entraînement d'un algorithme d'apprentissage machine. Cette approche recourant à

la discrétisation des signaux en caractéristiques statistiques et l'utilisation aux algorithmes d'apprentissage machine est basée sur la méthodologie et la structure présente dans la majorité des travaux en reconnaissance physiologique des émotions (Courtemanche, 2013 ; Picard et al., 2001 ; Rani et al, 2006).

L'étape suivante sera d'évaluer la performance de ceux-ci quant à leur capacité à reconnaître les émotions. À cette étape se manifeste le problème de la **généricité**. Ceci consiste en la capacité de l'algorithme à effectuer sa tâche d'inférence sur des données n'ayant pas été utilisées pour l'entraînement (Courtemanche, 2013). Dans le cas de ce mémoire, les seules données disponibles pour de tels besoins sont celles de l'étude que nous utilisons pour effectuer l'entraînement des modèles et aucune autre étude subséquente n'a été effectuée avec des sujets différents. Nous sommes alors dans une situation de **dépendance mixte** : l'ensemble d'entraînement et l'ensemble de test contiennent des données provenant des mêmes sujets (Kim et al., 2009). Cependant, au moment où l'on voudra appliquer l'algorithme à des sujets qui n'ont pas servi à l'entraînement des données, on sera dans une approche indépendante du sujet, impliquant une moins bonne généricité que les approches complètement dépendantes du sujet. Selon Bock et al. (2012), la variabilité des signaux expliquée par la SRI est la raison de la moins bonne performance des approches indépendantes du sujet. Par notre travail qui consistait à ajouter la dimension SRI au processus de reconnaissance des émotions par la personification de la latence et de la durée par sujet, nous venons diminuer cette perte de performance en passant à une approche un peu plus dépendante du sujet même lorsque nous devons appliquer l'algorithme de reconnaissance de l'*arousal* à de nouveaux sujets et études.

Conclusion

Les objectifs de ce mémoire consistaient à :

- Comprendre l'effet des caractéristiques individuelles sur la latence et la durée de réaction à un stimulus.
- Associer au stimulus la bonne réponse émotionnelle pour une personne donnée.

Ceci dans une vision d'amélioration de la performance de la prise de mesure physiologique dans un contexte de reconnaissance des émotions, donc de renforcer l'intelligence des algorithmes.

Futures pistes d'analyse

D'abord, il faut faire le même exercice à chaque ajout d'un paramètre différenciateur, c'est-à-dire, un paramètre qui nous oblige à faire une analyse propre à lui considérant qu'il ne peut être comparé avec les autres de sa nature. C'est le cas des construits physiologiques, des caractéristiques statistiques, des signaux physiologiques et de la variable d'intérêt. Une analyse propre à chaque combinaison possible doit être effectuée, tel qu'il a été fait pour certaines combinaisons dans ce mémoire. Voici une liste de certains cas possibles de chacun :

- Construits émotionnels :
 - Activation (*arousal*)
 - Valence
- Signaux :
 - Fréquence cardiaque (ECG)
 - Sudation (EDA1)
 - Diamètre de la pupille (PUPIL)
 - Sudation ajustée (EDA2)

- Caractéristiques statistiques :
 - Moyenne
 - Écart type
 - Skewness
 - Min
 - Max
 - Kurtosis

- Variables d'intérêts :
 - Latence
 - Durée

Évaluer toutes les possibilités parmi celles listées résulterait en tout en 96 résultats / analyses à effectuer (2 construits émotionnels x 4 signaux x 6 caractéristiques statistiques x 2 variables d'intérêt).

De plus, il serait très intéressant évaluer d'autres caractéristiques individuelles. Dans ce projet nous avons le genre, l'âge et les caractéristiques psychométriques provenant d'HEXACO, mais une multitude d'autres pourraient être incluses dans de futurs travaux. Par exemple, le niveau d'éducation, le nombre de langues parlées, etc.

Ensuite, les effets testés sont seulement linéaires, peut-être existe-t-il d'autres modèles meilleurs pour modéliser les effets des variables. Dans le même ordre d'idées, un autre type d'exploration de données que la régression pourrait être tenté, tel que les arbres de classification dans un but de prédiction cette fois.

Les effets du temps n'ont pas été considérés dans cette étude. Nous gardions l'hypothèse que la latence et les durées sont des valeurs fixe dans le temps étant donné qu'il s'agit de la méthode utilisée dans la littérature. Il pourrait être intéressant de voir si au fil de l'expérience la fenêtre de réaction émotionnelle pourrait changer. Par exemple, une personne pourrait être plus fatiguée à la fin d'une expérience et réagir plus lentement à un stimulus que s'il lui avait été présenté au début.

Finalement, il serait également intéressant de discriminer les analyses selon si la valeur du construit étudié est positive ou négative. Tel que mentionné dans les travaux de Courtemanche et al. (2014), particulièrement dans le cas de la valence émotionnelle (voir section 2.3.1), des fenêtres de latence et de durée pourraient également être optimisées selon la direction (positive ou négative) que prend ce construit. En ajoutant ce paramètre, il faudra à nouveau multiplier le nombre d'analyses à effectuer.

Contributions

Considérant la taille élevée de l'échantillon de cette étude (40 individus), on peut s'attendre à ce que les modèles générés à la suite du processus empirique puissent être utilisés avec succès dans d'autres expériences. Pour ce faire, tous les résultats détaillés sont présentés, selon le besoin, dans les différentes annexes.

Limites

D'abord, l'âge moyen des participants de cette étude est très faible (25,6 ans) de même pour l'étendue (19 à 36 ans), mais lorsqu'on prend en compte la médiane de 22 ans et la distribution présentée à la Figure 3.7 il est évident que les résultats, bien qu'intéressants, viennent avec des limites. Nous avons en ce sens fait des recommandations directement reliées à l'âge quant à l'utilisation d'un modèle ne comprenant cette variable, mais tous nos modèles doivent être utilisés dans le cadre de cette limite particulière de l'échantillon. Il serait intéressant d'effectuer le même exercice sur une population ayant une étendue plus grande d'âge pour mieux comprendre l'effet de cette variable et pour voir si les tendances observées se répètent sur une population plus large.

Les participants ayant fait l'étude ont également un profil similaire quant au degré d'étude, le domaine d'étude et leur occupation. En effet, ce sont tous des étudiants recrutés via le Panel HEC Montréal. En faisant l'hypothèse que les étudiants d'une certaine université peuvent avoir une certaine homogénéité dans leurs caractéristiques individuelles, cet aspect reste une limite importante de l'étude.

Bibliographie

- Allanson, Jennifer et Stephen H. Fairclough (2004). « A research agenda for physiological computing », *Interacting with Computers*, vol. 16, no 5, p. 857–878.
- AlZoubi, Omar, Sidney K. D'Mello et Rafael A. Calvo (2012). « Detecting Naturalistic Expressions of Nonbasic Affect Using Physiological Signals », *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 3, no 3, p. 298-310.
- Ashton, Michael C. et Kibeom Lee (2007). « Empirical, Theoretical, and Practical Advantages of the HEXACO Model of Personality Structure », *Personality and Social Psychology Review*, vol. 11, no 2, p. 150-166
- Bradley, Margaret M et Peter J. Lang (1994). « Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential », *Journal of behavior therapy and experimental psychiatry*, vol. 25, no 1, p. 49-59.
- Bradley, Margaret M. et Peter J. Lang (2000). « Affective reactions to acoustic stimuli », *Psychophysiology*, vol. 37, no 2, p. 204-215.
- Cacioppo, John T., Louis G. Tassinary et Gary G. Berntson (2007). *Handbook of Psychophysiology (3 ed.)*, Cambridge University Press.
- Courtemanche, François (2013). *Un outil d'évaluation neurocognitive des interactions humain-machine*, Philosophiae Doctor (Ph.D.) en informatique, Université de Montréal, 266 p.
- Courtemanche, François, Aude Dufresne et Élise Labonté-LeMoyne (2014). « Multiresolution Feature Extraction During Psychophysiological Inference: Addressing Signals Asynchronicity », communication présentée au *International Conference on Physiological Computing Systems*, 28 November 2014, Lisbon, Portugal. Récupéré de https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-662-45686-6_3
- Courtemanche, François, Pierre-Majorique Léger, Aude Dufresne, Marc Fredette et Élise Labonté-LeMoyne (2018). « Physiological heatmaps: a tool for visualizing users' emotional reactions », *Multimedia Tools and Applications*, vol. 77, no 9, p. 11547–11574.
- Crider, Andrew (2008). « Personality and Electrodermal Response Lability: An Interpretation », *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, vol. 33, no 3, p. 147-160.
- Dan-Glauser , Elise S. et Klaus R. Scherer (2011). « The Geneva affective picture database (GAPED): a new 730-picture database focusing on valence and normative significance », *Behavior Research Methods*, vol. 43, no 468.

- Ellsworth, Phoebe C. (1994). « William James and emotion: Is a century of fame worth a century of misunderstanding? », *Psychological Review*, vol. 101, no 2, p. 222-229.
- Greco, Alberto, Gaetano Valenza, Antonio Lanata, Enzo Pasquale Scilingo et Luca Citi (2015). « cvxEDA: A convex optimization approach to electrodermal activity processing », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, no 4, p. 797-804.
- Greenwald, Mark K., Edwin W. Cook et Peter J. Lang (1989). « Affective judgment and psychophysiological response: dimensional covariation in the evaluation of pictorial stimuli », *Journal of psychophysiology*, vol. 3, no 1, p. 51-64.
- Güntekin, Bahar et Erol Başar (2014). « A review of brain oscillations in perception of faces and emotional pictures », *Neuropsychologia*, vol. 58, p. 33-51.
- Kim, Jonghwa et Elisabeth André (2008). « Emotion recognition based on physiological changes in music listening », *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 30, no 12, p. 2067-2083.
- Kim, Jonghwa, Elisabeth André et Thuriid Vogt (2009). « Towards user-independent classification of multimodal emotional signals », communication présentée au *3rd International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction and Workshops*, 10-12 Sept. 2009, Amsterdam, Netherlands. Récupéré de <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5349495/>
- Kreibig, Sylvia D. (2010). « Autonomic nervous system activity in emotion: A review », *Biological Psychology*, vol. 84, no 3, p. 394-421.
- Lacey, John I., Dorothy E. Bateman et Ruth Vanlehn (1953). « Autonomic response specificity; an experimental study », *Psychosomatic Medicine*, vol. 15, p. 8-21.
- Laeng, Bruno, Marte Ørbo, Terje Holmlund et Michele Miozzo (2011). « Pupillary Stroop effects », *Cognitive Processing*, vol. 12, no 1, p. 13-21.
- Lane, Richard D., Phyllis M-L. Chua et Raymond J. Dolan (1999). « Common effects of emotional valence, arousal and attention on neural activation during visual processing of pictures », *Neuropsychologia*, vol. 37, no 9, p. 989-997.
- Lang, Peter J. (2005). « International affective picture system (IAPS) : affective ratings of pictures and instruction manual », *Technical Report*.
- Lang, Peter J., Mark K. Greenwald, Margaret M. Bradley et Alfons O. Hamm (1993). « Looking at pictures: Affective, facial, visceral, and behavioral reactions », *Psychophysiology*, vol. 30, no 3, p. 261-273.
- Lee, Kibeom et Michael C. Ashton (2004). « Psychometric Properties of the HEXACO Personality Inventory », *Multivariate Behavioral Research*, vol. 39, no 2, p. 329-358.

- Marwitz, Michael et Gerhard Stemmler (1998). « On the status of individual response specificity », *Psychophysiology*, vol. 35, no 1, p. 1-15.
- Mehrabian, Albert et James A. Russell (1974). *An approach to environmental psychology*, the MIT Press.
- Picard, Rosalind W., Elias Vyzas et Jennifer A. Healey (2001). « Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state », *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no 10, p. 1175-1191.
- François Bellavance et Jean-François Plante (2018). *Notes de cours hiver 2018, Séance 1, Techniques d'exploitation de données*, HEC Montréal.
- Rani, Pramila, Changchun Liu, Nilanjan Sarkar et Eric Vanman (2006). « An empirical study of machine learning techniques for affect recognition in human–robot interaction », *Pattern Analysis and Applications*, vol. 9, no 1.
- Russell, James A. et Albert Mehrabian (1977). « Evidence for a three-factor theory of emotions », *Journal of research in Personality*, vol. 11, no 3, p. 273-294.
- Schuster, Timo, Sascha Gruss, Stefanie Rukavina, Steffen Walter et Harald C. Traue (2012). « EEG-based Valence Recognition: What do we Know About the influence of Individual Specificity? », communication présentée au *The Fourth International Conference on Advanced Cognitive Technologies and Applications (COGNITIVE 2012)*, Nice, France.
- Stemmler, Gerhard (1997). « Selective activation of traits: Boundary conditions for the activation of anger », *Personality and Individual Differences*, vol. 22, no 2, p. 213-233.
- Subramanian, Ramanathan, Julia Wache, Mojtaba Khomami Abadi, Radu L. Vieriu, Stefan Winkler et Nicu Sebe (2018). « ASCERTAIN: Emotion and Personality Recognition Using Commercial Sensors », *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 9, no 2, p. 147-160.
- van den Broek, Egon L. , Joris H. Janssen, Joyce H. D. M. Westerink et Jennifer A. Healey (2010a). « Prerequisites for Affective Signal Processing (ASP) - Part III », communication présentée au *Third International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing; Biosignals 2010*, Valencia, Spain. Récupéré de <https://pure.tue.nl/ws/portalfiles/portal/2988233/396032579228290.pdf>
- van den Broek, Egon L. , Marleen H. Schut, Joyce H. D. M. Westerink et Kees Tuinenbreijer (2009). « Unobtrusive Sensing of Emotions (USE) » [Research Article], *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, vol. 1, no 3, p. 287-299.
- van den Broek, Egon L., Joris H. Janssen, Joyce H. D. M. Westerink et Jennifer A. Healey (2010b). « Prerequisites for Affective Signal Processing (ASP) - Part IV », communication présentée au *1st International Workshop on Bio-inspired*

Human-Machine Interfaces and Healthcare Applications - Biosignals - Interface 2010, Valencia, Spain.

van den Broek, Egon L., Joris H. Janssen, Joyce H. D. M. Westerink et Jennifer A. Healey (2011). « Prerequisites for Affective Signal Processing (ASP) - Part V », communication présentée au *Third International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing, Biosignals 2011*, Rome, Italy. Récupéré de <https://pure.tue.nl/ws/portalfiles/portal/2988233/396032579228290.pdf>

van den Broek, Egon L. et Joyce H. D. M. Westerink (2009). « Considerations for emotion-aware consumer products », *Applied ergonomics*, vol. 40, no 6, p. 1055-1064.

Zhou, Feng, Xingda Qu, Martin G. Helander et Jianxin (Roger) Jiao (2011). « Affect prediction from physiological measures via visual stimuli », *International Journal of Human-Computer Studies*, vol. 69, no 12, p. 801-819.

Annexe 1 : Article soumis à NeuroPhySC 2019

Influence of Individual Characteristics in Estimating the Duration and Latency of Emotional Responses

First Author Name¹, Second Author Name¹ and Third Author Name¹

¹*Institute of Problem Solving, XYZ University, My Street, MyTown, MyCountry
{f_author, s_author}@ips.xyz.edu, t_author@xy.mu.edu*

Keywords: Latency, Duration, Physiological reaction, Individual response, Specificity, Emotion recognition, Affective signal processing, Psychological inference.

Abstract: This paper is one in a series (Anonymous, 2013, Anonymous et al, 2014) to develop enriched user experience (UX) measures by developing models making full use of the multimodal neurophysiological signals and their associated recurring events to accurately estimate the intrinsic latency and the duration. In this research project we will try to determine if the latency and duration time to a stimulus can be optimized for each person by using different individual characteristics in the calculation, to include the concept of specificity of the individual response in an emotion recognition process. Preliminary results show that gender has a significant effect on these time windows considering the variable of interest as well as the signal used.

1 INTRODUCTION

One of the methods used to obtain information on UX is the application of physiological computing (Allanson and Fairclough, 2004). Its goal is to translate the physiological signals of the human nervous system into data that we can interpret (Anonymous, 2013). This practice is based on the presumption that emotions are the expression of simultaneous physiological and behavioral responses (Ellsworth, 1994) as well as the hypothesis that different emotions have different effects on the autonomic nervous system (Cacioppo et al., 2007), the psychophysiological hypothesis (Anonymous, 2013). In the case of an affective computer science study like ours, we focus on the autonomic nervous system.

The analysis of these various physiological signals makes it possible to estimate the value of an emotion (Anonymous, 2013). For example, the valence is used to contrast states of pleasure and displeasure, and the arousal in a high value case mean excitement and low values, calm. For this, you have to go through several steps. The ability to use multiple signals is critical to the inference process (van den Broek et al., 2010; Kreibig, 2010) considering that a given selection allows us to discern emotional reactions, because of their different effects on the autonomic nervous system.

During an experiment, the subject is confronted with stimuli and the interest we have is in the physiological reaction to these stimuli. Then, following a stimulus, we expect the different physiological signals to have a latency as well as a duration (Figure 1). Thus, we define latency as the time elapsed between the presentation of a stimulus and the onset of a physiological response and the duration as the time between the beginning and the end of a physiological reaction.

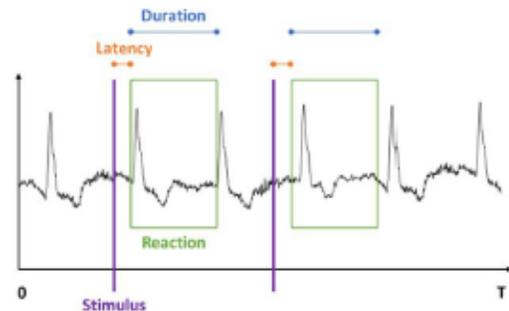


Figure 1: Theoretical latency and duration time of a reaction to a stimulus on an ECG signal.

The development of a physiological recognition of emotions approach presents challenges (Anonymous, 2013). One of the most important is that of temporal construction and it includes signal

asynchronicity (van den Broek, 2010): each signal must be analyzed / treated differently, same for latency and duration. Since emotions and cognition require physiological adjustments arising from multiple response patterns, physiological signals have different durations and latencies for a given stimulus. For example, the heart rate may change more slowly than the pupil size in response to a stimulus (Anonymous et al., 2014). The optimal window should be used in the extraction step, when statistics are extracted from the raw signal. Physiological latencies have already been adapted by signal (van den Broek, 2012; Laeng et al., 2011). Another problem is to directly mark the exposure to a stimulus, when it's controlled by the use of an eye tracker.

As the signals are different, each person/individual reacts differently to the same stimulus and we can see this in both physiological and subjective responses (Anonymous, 2013). This phenomenon of Specificity of the Individual Response (SRI) (Lacey et al., 1953; Schuster et al., 2012; Kreibig, 2010) must be considered in the latency and duration inference process. The psychological component of the SRI includes the different psychological variables influencing the perception of a situation. Then, a similarity in the perception will lead to a similarity of the physiological reactions (Stemmler, 1997). It has been shown (Zhou et al., 2011) that subject-independent approaches can achieve better generalizability when the training set is restricted according to certain characteristics of the subjects (for example, the gender) compared to training the model on all the data. In addition, research has shown correlations between physiological variables and certain personality traits (Myrtek, 1998) and links between personality, emotion and physiology (van den Broek et al., 2009; Myrtek, 1998; Crider, 2008; Subramanian et al., 2018).

2 PRIOR RESEARCH

This research project extends the work previously done in Anonymous (2013) and Anonymous et al. (2014).

In few words, before these, latency (L) and duration (D) window were not optimised. These research projects allowed us to determine an optimal extraction window (L_i^* , D_i^*) for each signal and for each construct.

To contribute to these previous studies, our research focuses on adding the specificity of the

individual response in the emotion recognition process, with the goal to determine an optimal window (L_i^* , D_i^*) for each person i individually, for each signal and each construct of interest. For example, this can be done by analysing the effects of individual characteristics as gender and age.

Anonymous (2013) presents a method of physiological recognition of emotions by considering in its approach the aforementioned problems of temporal construction and genericity, and it presents a way to optimize latency and duration. The model was designed to recognize valence, emotional activation, and cognitive load. In the process of creating his model, latency and duration have both been optimized for each signal (ECG, EDA, Pupil size) and for the psychological construct of interest (valence, arousal and cognitive load). The effect of this optimization improves the quality of the prediction of the emotion of the machine learning model by 11% for the arousal and 25% for the cognitive load. Valence did not meet improvement (-3%).

In a follow-up research Anonymous et al. (2014) presented a similar work with a particular attention to dealing with the signals asynchronicity problem. It proposes a method for feature extraction that is based on the latency and duration optimization. It got similar results to the preceding one with an improvement of the prediction quality of 9% for the arousal, no improvement (0%) for the valence and 18% for the cognitive load.

3 RESEARCH METHOD

3.1 Initial Data

The initial data comes from a past study done at Anonymous2 where participants visualized IAPS images (Lang et al., 2005) in a context that is close to a real situation: on a simulation of the Facebook platform. Three images were shown at a time in 3 different dials chosen with the standardized values of the IAPS manual, including a neutral image. 40 participants are available for our analyses. Among the physiological signals measured, we have the Electrodermal Activity (EDA), the Electrocardiogram (ECG) and the Pupil diameter (PD). Participants auto evaluated their emotion with the SAM Scale questionnaire. Also, data about gender and age will be used to test the specificity of the individual response.

3.2 Latency and Duration Optimization

During extraction, a specific segment of the user's physiological signal is associated with each of his eye fixations on the stimulus will become a data point. The different statistical characteristics of the signal over a period of time are calculated. Features obtained are then used as inputs to machine learning algorithms to predict a psychological construct (eg, valence, arousal, or cognitive load). We started this empirical optimization process with emotions by using only the arousal construct because valence is more difficult to infer physiologically due to its nature to evolve in positive and negative way (bipolar) in opposition to arousal. Also, the feature used was the mean since it is the most used feature for analysis.

This is the procedure to determine the optimal latency and duration for each subject.

Without loss of generality, let us assume that the signal used is EDA and that for each subject i ($i = 1, \dots, N$) we will find the optimal latency (L_i^*) and duration (D_i^*) that will provide the highest correlation between the mean value EDA observed and the arousal that self-reported by subject i .

Let:

n_i = the number of gazes made by subject i on an area of interest (AOI) where a self-reported arousal was recorded.

Y_{ij} = the self-reported arousal for the AOI looked during the j^{th} gaze of the i^{th} subject.

t_{ij} = occurrence time of the j^{th} gaze by the i^{th} subject.

$X_{ij}(d, l)$ = the observed arousal for a given duration d and latency l , i.e. the mean of the EDA signal over the time interval $[t_{ij} + l, t_{ij} + l + d]$

$D = (d_1, \dots, d_{k_D})$ = the K_D values of the duration considered with the grid search.

Then, for each of the $K_D \times K_L$ pairs of (d, l) and each subject i , we compute the correlation between the n_i pairs of observed and self-reported arousal :

$$R_i(d, l) = \text{Cor}(X_{ij}(d, l), Y_{ij}) \quad (1)$$

Finally, for each subject i , the optimal latency L_i^* and duration D_i^* are given by the pair (d, l) within the grid search that is providing the highest correlation:

$$D_i^* = \arg \max_{d \in D, l \in L} R_i(d, l) \quad (2)$$

$$L_i^* = \arg \max_{l \in L} R_i(d, l) \quad (3)$$

4 PRELIMINARY RESULTS

For the three available signals, we performed the procedure explained in the last section. The signals are the electrocardiogram (ECG), the electrodermal activity (EDA) and the pupil diameter (PUPIL). After that, we performed a total of 12 linear regressions to predict L_i^* or D_i^* using either gender or age characteristics for each signal.

The results of the univariate tests are shown in Table 1. The estimate is in milliseconds and the gender variable is coded Male = 0 and Female = 1.

Table 1: Significant univariate effects (ms) of each parameter on latency and duration for each signal. For each effect, the corresponding p-value is provided within the parentheses.

| | | Latency | | |
|--------|-----------|----------|----------|----------|
| | | ECG | EDA | PUPIL |
| age | intercept | 1211.43 | 1130.16 | 879.05 |
| | estimate | 16.30 | 24.16 | 5.60 |
| | p_value | (0.7351) | (0.6599) | (0.8982) |
| gender | intercept | 1557.14 | 1342.86 | 1128.57 |
| | estimate | 54.40 | 541.76 | -182.42 |
| | p_value | (0.8954) | (0.2464) | (0.6265) |

| | | Duration | | |
|--------|-----------|----------|-----------|-----------|
| | | ECG | EDA | PUPIL |
| age | intercept | 2276.83 | 1855.87 | 3954.92 |
| | estimate | -3.29 | 3.49 | -81.49 |
| | p_value | (0.9455) | (0.9445) | (0.0920) |
| gender | intercept | 1800.00 | 1357.14 | 2750.00 |
| | estimate | 615.38 | 892.86 | -1076.92 |
| | p_value | (0.1297) | (0.0325)* | (0.0076)* |

First, the duration of a reaction for the EDA signal is significantly higher by approximately 892.86 milliseconds for females than for males. For the pupil diameter signal, the duration is significantly lower by approximately 1076.92 milliseconds for females than for males. The other effects are not significant.

As an example, if we can calculate the duration of a reaction on a PUPIL signal for a female, we will evaluate this equation:

$$\begin{aligned} \text{Duration} &= 2750.00 + (1) \times (-1076.92) \\ &= 1673.08 \text{ ms} \end{aligned}$$

3.2 Latency and Duration Optimization

During extraction, a specific segment of the user's physiological signal is associated with each of his eye fixations on the stimulus will become a data point. The different statistical characteristics of the signal over a period of time are calculated. Features obtained are then used as inputs to machine learning algorithms to predict a psychological construct (eg, valence, arousal, or cognitive load). We started this empirical optimization process with emotions by using only the arousal construct because valence is more difficult to infer physiologically due to its nature to evolve in positive and negative way (bipolar) in opposition to arousal. Also, the feature used was the mean since it is the most used feature for analysis.

This is the procedure to determine the optimal latency and duration for each subject.

Without loss of generality, let us assume that the signal used is EDA and that for each subject i ($i = 1, \dots, N$) we will find the optimal latency (L_i^*) and duration (D_i^*) that will provide the highest correlation between the mean value EDA observed and the arousal that self-reported by subject i .

Let:

n_i = the number of gazes made by subject i on an area of interest (AOI) where a self-reported arousal was recorded.

Y_{ij} = the self-reported arousal for the AOI looked during the j^{th} gaze of the i^{th} subject.

t_{ij} = occurrence time of the j^{th} gaze by the i^{th} subject.

$X_{ij}(d, l)$ = the observed arousal for a given duration d and latency l , i.e. the mean of the EDA signal over the time interval $[t_{ij} + l, t_{ij} + l + d]$

$D = (d_1, \dots, d_{k_D})$ = the K_D values of the duration considered with the grid search.

Then, for each of the $K_D \times K_L$ pairs of (d, l) and each subject i , we compute the correlation between the n_i pairs of observed and self-reported arousal :

$$R_i(d, l) = \text{Cor}(X_{ij}(d, l), Y_i) \quad (1)$$

Finally, for each subject i , the optimal latency L_i^* and duration D_i^* are given by the pair (d, l) within the grid search that is providing the highest correlation:

$$D_i^* = \arg \max_{d \in D, l \in L} R_i(d, l) \quad (2)$$

$$L_i^* = \arg \max_{l \in L} R_i(d, l) \quad (3)$$

4 PRELIMINARY RESULTS

For the three available signals, we performed the procedure explained in the last section. The signals are the electrocardiogram (ECG), the electrodermal activity (EDA) and the pupil diameter (PUPIL). After that, we performed a total of 12 linear regressions to predict L_i^* or D_i^* using either gender or age characteristics for each signal.

The results of the univariate tests are shown in Table 1. The estimate is in milliseconds and the gender variable is coded Male = 0 and Female = 1.

Table 1: Significant univariate effects (ms) of each parameter on latency and duration for each signal. For each effect, the corresponding p-value is provided within the parentheses.

| | | Latency | | |
|--------|-----------|----------|----------|----------|
| | | ECG | EDA | PUPIL |
| age | intercept | 1211.43 | 1130.16 | 879.05 |
| | estimate | 16.30 | 24.16 | 5.60 |
| | p_value | (0.7351) | (0.6599) | (0.8982) |
| gender | intercept | 1557.14 | 1342.86 | 1128.57 |
| | estimate | 54.40 | 541.76 | -182.42 |
| | p_value | (0.8954) | (0.2464) | (0.6265) |

| | | Duration | | |
|--------|-----------|----------|-----------|-----------|
| | | ECG | EDA | PUPIL |
| age | intercept | 2276.83 | 1855.87 | 3954.92 |
| | estimate | -3.29 | 3.49 | -81.49 |
| | p_value | (0.9455) | (0.9445) | (0.0920) |
| gender | intercept | 1800.00 | 1357.14 | 2750.00 |
| | estimate | 615.38 | 892.86 | -1076.92 |
| | p_value | (0.1297) | (0.0325)* | (0.0076)* |

First, the duration of a reaction for the EDA signal is significantly higher by approximately 892.86 milliseconds for females than for males. For the pupil diameter signal, the duration is significantly lower by approximately 1076.92 milliseconds for females than for males. The other effects are not significant.

As an example, if we can calculate the duration of a reaction on a PUPIL signal for a female, we will evaluate this equation:

$$\begin{aligned} \text{Duration} &= 2750.00 + (1) \times (-1076.92) \\ &= 1673.08 \text{ ms} \end{aligned}$$

If we can calculate the latency of a reaction on a PUPIL signal for a 22 years old, we will evaluate this equation:

$$\begin{aligned} \text{Latency} &= 3954.92 + (22) \times (-81.49) \\ &= 2162.14 \text{ ms} \end{aligned}$$

For the case of age, the results are not all significant, but the sample of participants is academic with 19 to 36 years old range, and a mean of 23.38. So, it doesn't mean that age has no effect on latency and duration, but our data doesn't allow us to explore this characteristic further individually on a large spectrum of ages.

5 DISCUSSION

In order to test more deeply the SRI effect, the initial data contains HEXACO personality test results with its dimensions (Honesty-humility, Extraversion, Emotionality, Extraversion, Openness to experience and Altruism) for each participant (Lee, 2004). So, the effect of each personality dimension will soon be analysed too.

The ultimate goal is to find linear models for constructs and signals that consider the different effects of the different characteristics (gender, age and personality) all together, by adding them in the emotion recognition algorithm and make them better at their purpose. We will evaluate all these effects and their interactions. With interactions, we think that variables like age could make significative impact.

Some amelioration can be done to the method. In order to correct a possible carryover problem encountered, optimal optimizations of the window identification process will be performed. The effect of carryover is the fact that a gaze takes into account the residual effects of the preceding one. This phenomenon can be explained by the nature of the responses which are ambiguous over time, it leads to an annotation problem: when does the emotion begins and when does it ends? (van den Broek et al., 2012)

The reason why we think there is a carryover problem is because we found that the optimal latencies and durations selected by the optimization method selected often the minimum or the maximum possible value of the grid search. This effect is visible for 57.5% of the latencies, see Figure 2, and 58.3% of the durations, see Figure 3.

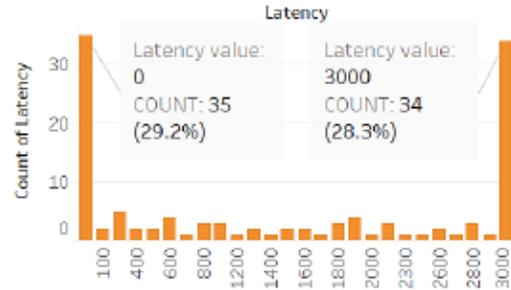


Figure 2: Distribution of optimal latency times

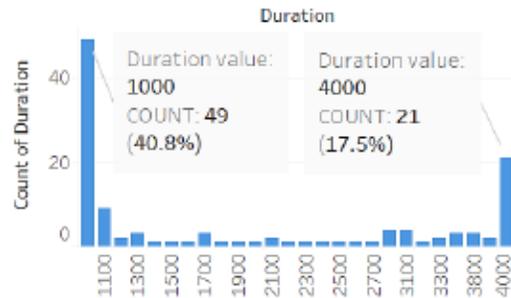


Figure 3: Distribution of optimal duration times

In our current way of doing it, a specific gaze is considered as a data point only in the case that its duration is more than 100 ms. The goal to reduce the problematic effect would be to take the highest significant gaze instead.

Another solution is to integrate a trailing baseline in the optimization process, i.e. remake a baseline at each gaze, which will help to avoid possible bias. Currently, only the window following the gaze is used, but considering the continuous monitoring doing frequent baselines and consider the few last seconds are considered.

REFERENCES

- Allanson, J. and Fairclough, S.H., 2004. A research agenda for physiological computing. *Interacting with computers*, 16(5), pp.857-878.
- Cacioppo, J.T., Tassinary, L.G. and Bertson, G. eds., 2007. *Handbook of psychophysiology*. Cambridge University Press.
- Anonymous, 2013.
- Anonymous et al., 2014.
- Crider, A., 2008. Personality and electrodermal response lability: An interpretation. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, 33(3), p.141.

- Ellsworth, P.C., 1994. William James and emotion: is a century of fame worth a century of misunderstanding?. *Psychological review*, 101(2), p.222.
- Kreibig, S.D., 2010. Autonomic nervous system activity in emotion: A review. *Biological psychology*, 84(3), pp.394-421.
- Lacey, J.I., Bateman, D.E. and VanLehn, R., 1953. Autonomic response specificity; an experimental study. *Psychosomatic Medicine*.
- Laeng, B., Orbo, M., Holmlund, T. and Miozzo, M., 2011. Pupillary stroop effects. *Cognitive processing*, 12(1), pp.13-21.
- Lang, P.J., 2005. International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual. *Technical report*.
- Lee, K. and Ashton, M.C., 2004. Psychometric properties of the HEXACO personality inventory. *Multivariate behavioral research*, 39(2), pp.329-358.
- Myrtek, M., 1998. Metaanalysen zur psychophysiologischen Persönlichkeitsforschung. *Enzyklopädie der Psychologie: Themenbereich C Theorie und Forschung, Serie, 1*, pp.285-344.
- Myrtek, M., 1998. Metaanalysen zur psychophysiologischen Persönlichkeitsforschung. *Enzyklopädie der Psychologie: Themenbereich C Theorie und Forschung, Serie, 1*, pp.285-344.
- Schuster, T., Gruss, S., Rukavina, S., Walter, S. and Traue, H.C., 2012. EEG-based valence recognition: what do we know about the influence of individual specificity. In *The Fourth International Conference on Advanced Cognitive Technologies and Applications (COGNITIVE 2012)*. Nice, France.
- Stemmler, G., 1997. Selective activation of traits: Boundary conditions for the activation of anger. *Personality and Individual Differences*, 22(2), pp.213-233.
- Subramanian, R., Wache, J., Abadi, M.K., Vieriu, R.L., Winkler, S. and Sebe, N., 2018. ASCERTAIN: Emotion and personality recognition using commercial sensors. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 9(2), pp.147-160.
- van den Broek, E.L., Janssen, J.H., van der Zwaag, M.D. and Healey, J.A., 2010, January. Prerequisites for Affective Signal Processing (ASP) - Part III. In *Third International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing*, Valencia, Spain, 2010.
- van den Broek, E.L., Janssen, J.H., van der Zwaag, M.D. and Healey, J.A., 2010, January. Prerequisites for Affective Signal Processing (ASP)-Part IV. In *Biosignals* (pp. 188-193).
- van den Broek, E.L., Janssen, J.H., Van der Zwaag, M.D., Westerink, J.H. and Healy, J.A., 2012, January. Prerequisites for affective signal processing (ASP). Part V: A response to comments and suggestions. In *Biosignals 2011: 4th International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing*, Rome Italy, 26-29 January 2011.
- van den Broek, E.L., Schut, M.H., Westerink, J.H. and Tuinenbreijer, K., 2009. Unobtrusive sensing of emotions (USE). *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, 1(3), pp.287-299.
- Zhou, F., Qu, X., Helander, M.G. and Jiao, J.R., 2011. Affect prediction from physiological measures via visual stimuli. *International Journal of Human-Computer Studies*, 69(12), pp.801-819.

Annexe 2 : Exemples d'interfaces avec images IAPS et GAPED

The image shows a screenshot of a Facebook page for 'SAE - URM'. The page features a video player at the top with the title 'Visionnement du film « De la ferme au frigo »'. Below the video, there are several posts from the page, each containing an image and a question. The posts are:

- Post 1:** Image of a pizza being cut. Text: 'Sans vous être senti votre repas d'habitude ? Venez au événement du film « De la ferme au frigo » pour le film...
- Post 2:** Image of a pizza. Text: 'Il y a eu de la pizza à L'ESL la semaine du film...
- Post 3:** Image of stacks of papers. Text: 'Dans cette scène du film, le réalisateur nous invite à envoyer des lettres aux élus pour réclamer de meilleures lois sur l'étiquetage des aliments...
- Post 4:** Image of a burger. Text: 'Connaissez-vous vraiment les ingrédients qui se trouvent dans ce hamburger ?'

The right side of the page shows a sidebar with 'Je m'y participe' (33), 'Invitations' (49), and 'Invités' (142). There are also 'Publications' (Message, Photos, Créer un sondage) and 'Événements associés' (e.g., 'CA VA PAS LONG - 14e Édit.', 'LE MEILLEUR DES COUITS...', 'SOMME BONS VAIN FÉDÉ...', 'MIA & PIA 2019', 'MIA & PIA 19 20...', 'MIA & PIA 18 19...', 'MIA & PIA 17 18...').



Pour les animaux !

Groupe fermé

Membre | Partager | Notifications | Plus

Publié · Organisé par Camille Côté

PUBLICATIONS

Message | Photos/vidéo | Créer un sondage

Expérimentez-vous

ACTIVITÉ RÉCENTE

Jade Tremblay · 12 min · 0
Je tiens de voir ces trois chiens disponibles pour adoption!



J'aime | Commenter

Gabrielle Gauthier aime ça.
Lisa Stouchard · Ça ça ? Je veux celui du milieu !
J'aime · Répondre · 11 min · 0
Écrire un commentaire...

Jade Tremblay · 12 min · 0
Jamais La lire infanterie encore une fois cette année (si possible)!

J'aime | Commenter
Camille Côté · 11 min · 0
J'aime · Répondre · 11 min · 0
Écrire un commentaire...

Nathan Morin · 10 min · 0
J'ai réouvert cette table près de l'entrée principale pour récolter des dons et des signatures.



J'aime | Commenter

Écrire un commentaire...

Camille Côté · 21 min · 0
Ça me brise le cœur quand je vois des animaux souffrir comme ce pauvre petit bébé phoque!



J'aime | Commenter

Ma Ray · Répondre · 17 min · 0
Camille Côté · Je suis !
J'aime · Répondre · 11 min · 0
Écrire un commentaire...

ACTIVITÉS

Entrez (0-nouveaux)

4 Événements à venir

Compter · Inviter via e-mail

DESCRIPTION · Ajouter une description

Événement de groupe aux HIVERNALES

· Voir plus

CRÉER DES GROUPES

Créez vos groupes, mais pouvez partager encore plus facilement avec vos amis, votre famille ou votre équipe.

Créer un groupe

AMIS DES GROUPES RÉCENTES

Voir tout

GROUPES SUGGÉRÉS

Afficher tout

LOGEMENT MONTRÉAL · 55 membres

PAGES SUGGÉRÉS

Afficher tout

Page 1 de 1

Page 2 de 2

Page 3 de 3

Page 4 de 4

Page 5 de 5

Page 6 de 6

Page 7 de 7

Page 8 de 8

Page 9 de 9

Page 10 de 10

Page 11 de 11

Page 12 de 12

Page 13 de 13

Page 14 de 14

Page 15 de 15

Page 16 de 16

Page 17 de 17

Page 18 de 18

Page 19 de 19

Page 20 de 20

Page 21 de 21

Page 22 de 22

Page 23 de 23

Page 24 de 24

Page 25 de 25

Page 26 de 26

Page 27 de 27

Page 28 de 28

Page 29 de 29

Page 30 de 30

Page 31 de 31

Page 32 de 32

Page 33 de 33

Page 34 de 34

Page 35 de 35

Page 36 de 36

Page 37 de 37

Page 38 de 38

Page 39 de 39

Page 40 de 40

Page 41 de 41

Page 42 de 42

Page 43 de 43

Page 44 de 44

Page 45 de 45

Page 46 de 46

Page 47 de 47

Page 48 de 48

Page 49 de 49

Page 50 de 50

Page 51 de 51

Page 52 de 52

Page 53 de 53

Page 54 de 54

Page 55 de 55

Page 56 de 56

Page 57 de 57

Page 58 de 58

Page 59 de 59

Page 60 de 60

Page 61 de 61

Page 62 de 62

Annexe 3 : Modèles de régressions simples

Tableau A3.1 : Résultats et performance des régressions linéaires simples pour la latence

| Signal | Caractéristique | Ordonnée à l'origine | Coefficient | Valeur-p | R ² | R ² ajusté | Statistique F | Valeur-p Statistique F |
|--------|--------------------|----------------------|-------------|-------------------|----------------|-----------------------|---------------|------------------------|
| ECG | Genre | 1350 | 317,307692 | 0,4756141 | 0,01347769 | -0,01248342 | 0,51914913 | 0,475614102 |
| | Âge | 826,190476 | 31,232493 | 0,54741802 | 0,00960496 | -0,01645807 | 0,36852825 | 0,547418025 |
| | Groupe d'âge | 1468,57542 | 56,5642458 | 0,85888975 | 0,00084246 | -0,02545116 | 0,03204052 | 0,858889752 |
| | Honnêteté-humilité | 2267,38711 | -53,0699339 | 0,5945924 | 0,0075236 | -0,0185942 | 0,28806414 | 0,594592397 |
| | Émotivité | 1608,61793 | -3,93005118 | 0,96665015 | 4,661E-05 | -0,02626795 | 0,00177127 | 0,966650146 |
| | Extraversion | 427,123905 | 78,1402142 | 0,40333576 | 0,01844856 | -0,00738174 | 0,71422166 | 0,403335763 |
| | Agréabilité | 2650,66095 | -103,368212 | 0,43865137 | 0,01586596 | -0,01003231 | 0,6126263 | 0,438651368 |
| | Conscience | -518,45721 | 137,625686 | 0,28126588 | 0,030481 | 0,00496734 | 1,19469332 | 0,281265875 |
| | Ouverture | 650,479626 | 60,6119865 | 0,57832251 | 0,00820414 | -0,01789575 | 0,31433609 | 0,578322509 |
| | Altruisme | 1126,91761 | 27,6988636 | 0,78479846 | 0,00198632 | -0,0242772 | 0,07563042 | 0,784798456 |
| EDA1 | Genre | 1639,28571 | 379,945055 | 0,44493558 | 0,01543849 | -0,01047102 | 0,59586177 | 0,444935584 |
| | Âge | 5634,7619 | -160,364146 | 0,0035928 | 0,20230464 | 0,18131265 | 9,63723305 | 0,003592797 |
| | Groupe d'âge | 3492,31844 | -1036,17318 | 0,00194188 | 0,2258601 | 0,205488 | 11,0867351 | 0,001941877 |
| | Honnêteté-humilité | 2206,67676 | -23,9124449 | 0,83054828 | 0,00122035 | -0,02506332 | 0,04643009 | 0,83054828 |
| | Émotivité | 1778,83485 | 8,06117475 | 0,93889709 | 0,00015667 | -0,026155 | 0,00595445 | 0,938897094 |
| | Extraversion | 1853,00937 | 2,30038948 | 0,98253759 | 1,2774E-05 | -0,02630268 | 0,00048542 | 0,982537589 |
| | Agréabilité | 1123,40722 | 72,0512662 | 0,63027717 | 0,00615863 | -0,01999509 | 0,23547835 | 0,63027717 |
| | Conscience | 325,181387 | 103,553473 | 0,47055929 | 0,01378696 | -0,01216602 | 0,53122844 | 0,47055929 |
| | Ouverture | 2369,17373 | -32,3161004 | 0,79142116 | 0,00186321 | -0,02440354 | 0,0709343 | 0,79142116 |
| | Altruisme | 4785,89489 | -187,073864 | 0,09319732 | 0,07238702 | 0,04797615 | 2,96536034 | 0,093197325 |
| PUPIL | Genre | 1714,28571 | 501,098901 | 0,33622409 | 0,0243563 | -0,00131853 | 0,94864503 | 0,336224093 |
| | Âge | 2616,19048 | -24,6498599 | 0,68646101 | 0,00433532 | -0,02186638 | 0,16545961 | 0,686461009 |
| | Groupe d'âge | 2029,60894 | 6,70391061 | 0,98569233 | 8,575E-06 | -0,02630699 | 0,00032585 | 0,98569233 |
| | Honnêteté-humilité | 2503,2076 | -34,5677313 | 0,76822458 | 0,00231303 | -0,02394189 | 0,0880988 | 0,768224583 |
| | Émotivité | 1490,01493 | 41,2746771 | 0,708308 | 0,00372531 | -0,02249245 | 0,14209097 | 0,708307997 |
| | Extraversion | 2309,61843 | -18,6587147 | 0,86571254 | 0,00076223 | -0,0255335 | 0,0289869 | 0,865712541 |
| | Agréabilité | 2100,57117 | -5,72100799 | 0,97100941 | 3,5217E-05 | -0,02627965 | 0,00133828 | 0,971009411 |
| | Conscience | 3710,10055 | -110,786106 | 0,4621644 | 0,01431235 | -0,0116268 | 0,55176645 | 0,462164404 |
| | Ouverture | 1222,73027 | 54,6897354 | 0,66969882 | 0,00483992 | -0,02134851 | 0,18481127 | 0,669698824 |
| | Altruisme | 1102,07386 | 60,5113636 | 0,61114509 | 0,00686925 | -0,01926576 | 0,26283718 | 0,611145085 |
| EDA2 | Genre | 1285,71429 | 191,208791 | 0,67253814 | 0,00475216 | -0,02143858 | 0,18144424 | 0,672538143 |
| | Âge | 891,428571 | 22,1848739 | 0,67405619 | 0,00470562 | -0,02148633 | 0,17965909 | 0,674056193 |
| | Groupe d'âge | 1121,64804 | 186,03352 | 0,56370596 | 0,00884849 | -0,01723444 | 0,33924441 | 0,56370596 |
| | Honnêteté-humilité | 1428,26267 | -1,36288546 | 0,98927502 | 4,818E-06 | -0,02631084 | 0,00018309 | 0,989275018 |
| | Émotivité | 498,554411 | 68,4011699 | 0,47181177 | 0,01370984 | -0,01224517 | 0,52821557 | 0,471811771 |
| | Extraversion | 2372,39533 | -66,6017527 | 0,48335994 | 0,01301384 | -0,01295948 | 0,50104647 | 0,483359939 |
| | Agréabilité | 1121,30363 | 27,2676614 | 0,84103838 | 0,00107203 | -0,02521554 | 0,04078105 | 0,841038383 |
| | Conscience | 4685,09198 | -217,253199 | 0,09004532 | 0,07375363 | 0,04937873 | 3,02580182 | 0,090045317 |
| | Ouverture | 876,227627 | 35,7187703 | 0,74720244 | 0,00276649 | -0,02347649 | 0,10541842 | 0,747202443 |
| | Altruisme | 9,71590909 | 90,3409091 | 0,37791311 | 0,02051707 | -0,0052588 | 0,79597976 | 0,377913112 |

Tableau A3.2 : Résultats et performance des régressions linéaires simples pour la durée

| Signal | Caractéristique | Ordonnée à l'origine | Coefficient | Valeur-p | R ² | R ² ajusté | Statistique F | Valeur-p Statistique F |
|-----------|--------------------|----------------------|-------------------|-------------------|----------------|-----------------------|--------------------|------------------------|
| ECG | Genre | 1350 | 317,307692 | 0,4756141 | 0,01347769 | -0,01248342 | 0,51914913 | 0,475614102 |
| | Âge | 826,190476 | 31,232493 | 0,54741802 | 0,00960496 | -0,01645807 | 0,36852825 | 0,547418025 |
| | Groupe d'âge | 1468,57542 | 56,5642458 | 0,85888975 | 0,00084246 | -0,02545116 | 0,03204052 | 0,858889752 |
| | Honnêteté-humilité | 2267,38711 | -53,0699339 | 0,5945924 | 0,0075236 | -0,0185942 | 0,28806414 | 0,594592397 |
| | Émotivité | 1608,61793 | -3,93005118 | 0,96665015 | 4,661E-05 | -0,02626795 | 0,00177127 | 0,966650146 |
| | Extraversion | 427,123905 | 78,1402142 | 0,40333576 | 0,01844856 | -0,00738174 | 0,71422166 | 0,403335763 |
| | Agréabilité | 2650,66095 | -103,368212 | 0,43865137 | 0,01586596 | -0,01003231 | 0,6126263 | 0,438651368 |
| | Conscience | -518,45721 | 137,625686 | 0,28126588 | 0,030481 | 0,00496734 | 1,19469332 | 0,281265875 |
| | Ouverture | 650,479626 | 60,6119865 | 0,57832251 | 0,00820414 | -0,01789575 | 0,31433609 | 0,578322509 |
| Altruisme | 1126,91761 | 27,6988636 | 0,78479846 | 0,00198632 | -0,0242772 | 0,07563042 | 0,784798456 | |
| EDA1 | Genre | 1639,28571 | 379,945055 | 0,44493558 | 0,01543849 | -0,01047102 | 0,59586177 | 0,444935584 |
| | Âge | 5634,7619 | -160,364146 | 0,0035928 | 0,20230464 | 0,18131265 | 9,63723305 | 0,003592797 |
| | Groupe d'âge | 3492,31844 | -1036,17318 | 0,00194188 | 0,2258601 | 0,205488 | 11,0867351 | 0,001941877 |
| | Honnêteté-humilité | 2206,67676 | -23,9124449 | 0,83054828 | 0,00122035 | -0,02506332 | 0,04643009 | 0,83054828 |
| | Émotivité | 1778,83485 | 8,06117475 | 0,93889709 | 0,00015667 | -0,026155 | 0,00595445 | 0,938897094 |
| | Extraversion | 1853,00937 | 2,30038948 | 0,98253759 | 1,2774E-05 | -0,02630268 | 0,00048542 | 0,982537589 |
| | Agréabilité | 1123,40722 | 72,0512662 | 0,63027717 | 0,00615863 | -0,01999509 | 0,23547835 | 0,63027717 |
| | Conscience | 325,181387 | 103,553473 | 0,47055929 | 0,01378696 | -0,01216602 | 0,53122844 | 0,47055929 |
| | Ouverture | 2369,17373 | -32,3161004 | 0,79142116 | 0,00186321 | -0,02440354 | 0,0709343 | 0,79142116 |
| Altruisme | 4785,89489 | -187,073864 | 0,09319732 | 0,07238702 | 0,04797615 | 2,96536034 | 0,093197325 | |
| PUPIL | Genre | 1714,28571 | 501,098901 | 0,33622409 | 0,0243563 | -0,00131853 | 0,94864503 | 0,336224093 |
| | Âge | 2616,19048 | -24,6498599 | 0,68646101 | 0,00433532 | -0,02186638 | 0,16545961 | 0,686461009 |
| | Groupe d'âge | 2029,60894 | 6,70391061 | 0,98569233 | 8,575E-06 | -0,02630699 | 0,00032585 | 0,98569233 |
| | Honnêteté-humilité | 2503,2076 | -34,5677313 | 0,76822458 | 0,00231303 | -0,02394189 | 0,0880988 | 0,768224583 |
| | Émotivité | 1490,01493 | 41,2746771 | 0,708308 | 0,00372531 | -0,02249245 | 0,14209097 | 0,708307997 |
| | Extraversion | 2309,61843 | -18,6587147 | 0,86571254 | 0,00076223 | -0,0255335 | 0,0289869 | 0,865712541 |
| | Agréabilité | 2100,57117 | -5,72100799 | 0,97100941 | 3,5217E-05 | -0,02627965 | 0,00133828 | 0,971009411 |
| | Conscience | 3710,10055 | -110,786106 | 0,4621644 | 0,01431235 | -0,0116268 | 0,55176645 | 0,462164404 |
| | Ouverture | 1222,73027 | 54,6897354 | 0,66969882 | 0,00483992 | -0,02134851 | 0,18481127 | 0,669698824 |
| Altruisme | 1102,07386 | 60,5113636 | 0,61114509 | 0,00686925 | -0,01926576 | 0,26283718 | 0,611145085 | |
| EDA2 | Genre | 1285,71429 | 191,208791 | 0,67253814 | 0,00475216 | -0,02143858 | 0,18144424 | 0,672538143 |
| | Âge | 891,428571 | 22,1848739 | 0,67405619 | 0,00470562 | -0,02148633 | 0,17965909 | 0,674056193 |
| | Groupe d'âge | 1121,64804 | 186,03352 | 0,56370596 | 0,00884849 | -0,01723444 | 0,33924441 | 0,56370596 |
| | Honnêteté-humilité | 1428,26267 | -1,36288546 | 0,98927502 | 4,818E-06 | -0,02631084 | 0,00018309 | 0,989275018 |
| | Émotivité | 498,554411 | 68,4011699 | 0,47181177 | 0,01370984 | -0,01224517 | 0,52821557 | 0,471811771 |
| | Extraversion | 2372,39533 | -66,6017527 | 0,48335994 | 0,01301384 | -0,01295948 | 0,50104647 | 0,483359939 |
| | Agréabilité | 1121,30363 | 27,2676614 | 0,84103838 | 0,00107203 | -0,02521554 | 0,04078105 | 0,841038383 |
| | Conscience | 4685,09198 | -217,253199 | 0,09004532 | 0,07375363 | 0,04937873 | 3,02580182 | 0,090045317 |
| | Ouverture | 876,227627 | 35,7187703 | 0,74720244 | 0,00276649 | -0,02347649 | 0,10541842 | 0,747202443 |
| Altruisme | 9,71590909 | 90,3409091 | 0,37791311 | 0,02051707 | -0,0052588 | 0,79597976 | 0,377913112 | |

Annexe 4 : Modèles de régressions multiples

Tableau A4.1 : Modèles de régressions linéaires multiples avec les variables de base (9 variables) pour la latence

| Variable d'intérêt (Y) | Latence | | | |
|------------------------|---------------------------------|--------------------------------|---------------------------------|---------------------------|
| | ECG | EDA1 | PUPIL | EDA2 |
| Signal | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p |
| Ordonnée à l'origine | -0,0376597 0,55468691 | 0,0944596 0,26503528 | -0,0079274 0,49876466 | 0,00794348 0,90424119 |
| Genre | 0,0057095 0,59066787 | 0,02659098 0,0645171 | -0,0008054 0,67924077 | 0,00467439 0,67131261 |
| Âge | 0,00024642 0,76784843 | 0,00039214 0,72189962 | 0,00036862 0,02148424 | 0,00114579 0,192408 |
| Honnêteté-humilité | -0,0021161 0,27510607 | -0,0028485 0,26571679 | -0,000269 0,44759252 | -0,003265 0,10909787 |
| Émotivité | -0,0019741 0,40773565 | -0,0011738 0,70777984 | 0,00045075 0,30488292 | -0,0011067 0,65366739 |
| Extraversion | 0,00147842 0,31158151 | 0,0021469 0,26625776 | -0,0001705 0,52297944 | 0,00123855 0,41300717 |
| Agréabilité | 0,0003786 0,88502609 | -0,0034392 0,3233666 | 0,00039164 0,41791095 | -0,0005974 0,8261538 |
| Conscience | 0,00516884 0,02240737 | -0,0057164 0,0525894 | 0,00029571 0,45910973 | 0,00140344 0,53385083 |
| Ouverture | -0,0008262 0,66187577 | 0,00255632 0,30857102 | -0,0001162 0,73757831 | -0,0002548 0,89654446 |
| Altruisme | 0,00041039 0,83832799 | 0,00065008 0,80651763 | -0,0002895 0,43538883 | 0,00048102 0,81792273 |
| R ² | 0,212833 | 0,34410196 | 0,24502177 | 0,16245827 |
| R ² ajusté | -0,0233171 | 0,14733255 | 0,0185283 | -0,0888043 |
| Statistique F | 0,90126152 | 0,14733255 | 0,0185283 | -0,0888043 |
| Valeur-p Statistique F | 0,5364293 | 0,12103814 | 0,40422421 | 0,74861085 |

Tableau A4.2 : Modèles de régressions linéaires multiples avec les variables de base (9 variables) pour la durée

| Variable d'intérêt (Y) | Durée | | | |
|------------------------|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------|---------------------------|
| | ECG | EDA1 | PUPIL | EDA2 |
| Signal | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p |
| Ordonnée à l'origine | 1,09537034 0,41071663 | 0,8921386 0,44722768 | 0,80467823 0,66012357 | -0,4056482 0,78512498 |
| Genre | 0,07613387 0,73022229 | -0,10306 0,5972532 | 0,20196752 0,50852387 | 0,06077788 0,80627628 |
| Âge | 0,00437617 0,80124962 | 0,00672851 0,66123237 | -0,0061558 0,79748149 | -0,018072 0,35782449 |
| Honnêteté-humilité | 0,02705317 0,50028459 | -0,0652053 0,07214041 | -0,0866998 0,12353652 | 0,03029703 0,50148616 |
| Émotivité | -0,0602 0,22850282 | 0,03691003 0,39970591 | -0,0865758 0,2099339 | 0,03827109 0,4918612 |
| Extraversion | -0,0521334 0,09166831 | -0,0733262 0,00934508 | -0,0474997 0,25901566 | 0,0495084 0,15105879 |
| Agréabilité | 0,06491471 0,23934598 | 0,04209342 0,3846217 | 0,01328681 0,85986637 | 0,01635542 0,7895292 |
| Conscience | 0,05536287 0,22527886 | 0,0258542 0,51724274 | 0,08080692 0,20027036 | -0,0454957 0,37218668 |
| Ouverture | -0,125749 0,00301678 | -0,0051863 0,8810858 | 0,02274585 0,67525947 | 0,02197218 0,61923602 |
| Altruisme | 0,02191681 0,60159873 | -0,0176055 0,63439606 | 0,03183876 0,5826518 | -0,0437026 0,35628906 |
| R ² | 0,42769495 | 0,38182603 | 0,20833558 | 0,149842 |
| R ² ajusté | 0,25600344 | 0,19637384 | -0,0291638 | -0,1052054 |
| Statistique F | 2,49106633 | 0,19637384 | -0,0291638 | -0,1052054 |
| Valeur-p Statistique F | 0,02928638 | 0,06689141 | 0,55566053 | 0,79674774 |

Tableau A4.3 : Modèles de régressions linéaires multiples avec les variables de base et interactions (24 variables) pour la latence

| Variable d'intérêt (Y) | Latence | | | |
|----------------------------|--------------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|--------------------------------------|
| | ECG | EDA1 | PUPIL | EDA2 |
| Signal | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p |
| Ordonnée à l'origine | 1,7661333949 0,0923741981 | -0,4807710382 0,8311193204 | 0,1707088022 0,4758543542 | -1,8581106336 0,1049539129 |
| Genre | 0,4909101287 0,0322424051 | 0,3693742489 0,4432703890 | 0,0477222889 0,3495664633 | -0,0838303759 0,7182391324 |
| Âge | -0,0892681205 0,0683264816 | 0,0161893550 0,8765944146 | -0,0093430386 0,4005680410 | 0,0705175966 0,1773287663 |
| Honnêteté-humilité | -0,0332005479 0,0938106473 | 0,0103946351 0,8071962423 | 0,0033977171 0,4529211759 | 0,0773924767 0,0017256904 |
| Émotivité | -0,0448514857 0,2383808537 | 0,0258114010 0,7583061765 | -0,0102837016 0,2544643582 | 0,0606181166 0,1507645496 |
| Extraversion | -0,0101438789 0,4824071117 | 0,0071031853 0,8260258926 | 0,0011176769 0,7429832331 | -0,0330977070 0,0488010265 |
| Agréabilité | -0,0191313045 0,5732194681 | 0,0472829205 0,5374140748 | -0,0101850881 0,2164544494 | -0,0026007461 0,9440006085 |
| Conscience | 0,0339913908 0,1520604708 | 0,0152489262 0,7681372511 | 0,0030722531 0,5744509747 | 0,0072319332 0,7735939265 |
| Ouverture | -0,0442187428 0,1124645582 | -0,0111770860 0,8526301622 | -0,0073663801 0,2555485245 | 0,0272182082 0,3587055081 |
| Altruisme | -0,0217825738 0,3946517638 | -0,0473373754 0,4116245016 | 0,0041540612 0,4925878073 | 0,0077783947 0,7791538481 |
| Genre * Âge | -0,0120893445 0,0436794233 | -0,0018713785 0,8818346795 | -0,0003968472 0,7650802164 | 0,0155061513 0,0210184733 |
| Genre * Honnêteté-humilité | 0,0012507272 0,7302329781 | -0,0029747638 0,7161528282 | -0,0003046394 0,7237596563 | 0,0134698525 0,0035571799 |
| Age * Honnêteté-humilité | 0,0013003032 0,1531873269 | -0,0006357360 0,7487656611 | -0,0001566726 0,4572992414 | -0,0041674281 0,0005173132 |
| Genre * Émotivité | -0,0012711022 0,8386751481 | -0,0149712223 0,2963447210 | -0,0001172833 0,9369469271 | 0,0026752335 0,6963968254 |
| Âge * Émotivité | 0,0019610687 0,2632046939 | -0,0005283045 0,8913954215 | 0,0004717003 0,2576099106 | -0,0027531923 0,1572113740 |
| Genre * Extraversion | 0,0068252210 0,0331210938 | -0,0079953636 0,2417325310 | 0,0001959389 0,7806853674 | -0,0041364111 0,2141268274 |
| Âge * Extraversion | 0,0003688892 0,5455983387 | 0,0000216150 0,9873916951 | -0,0000424211 0,7688256119 | 0,0016593789 0,0227367664 |
| Genre * Agréabilité | -0,0126797021 0,0374261549 | -0,0147737994 0,2565042884 | 0,0005976282 0,6571084580 | -0,0073867440 0,2437076455 |
| Âge * Agréabilité | 0,0013824333 0,3852986703 | -0,0015482443 0,6632821131 | 0,0004719308 0,2183298811 | 0,0004846263 0,7787729619 |
| Genre * Conscience | -0,0080730336 0,2480078575 | -0,0007517655 0,9610677985 | -0,0012456200 0,4472205770 | -0,0229346718 0,0070903949 |
| Âge * Conscience | -0,0010449840 0,3507090492 | -0,0010130974 0,6846515047 | -0,0000869415 0,7405783417 | 0,0006945605 0,5678294987 |
| Genre * Ouverture | 0,0018788389 0,6505918798 | 0,0036615882 0,6952101137 | -0,0013134918 0,1939703126 | 0,0048173107 0,2967098222 |
| Âge * Ouverture | 0,0020693743 0,1243076187 | 0,0005241746 0,8573343136 | 0,0003586548 0,2534431758 | -0,0013450471 0,3495931964 |
| Genre * Altruisme | -0,0054273416 0,3016038434 | 0,0105859201 0,3694237999 | -0,0003292399 0,7884662143 | -0,0052906887 0,3564291812 |
| Âge * Altruisme | 0,0010442813 0,3314359742 | 0,0016961860 0,4808236988 | -0,0001639654 0,5172207159 | -0,0000986044 0,9322384428 |
| R ² | 0,8201414655 | 0,5622300467 | 0,7113079943 | 0,7869046337 |
| R ² ajusté | 0,5323678103 | -0,1382018787 | 0,2494007852 | 0,4459520476 |
| Statistique F | 2,8499532552 | 0,8026904919 | 1,5399369836 | 2,3079591293 |
| Valeur-p Statistique F | 0,0196793195 | 0,6934278812 | 0,1945055603 | 0,0482864911 |

Tableau A4.4 : Modèles de régressions linéaires multiples avec les variables de base et interactions (24 variables) pour la durée

| Variable d'intérêt (Y) | Durée | | | |
|----------------------------|-------------------------------|--------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------|
| | ECG | EDA1 | PUPIL | EDA2 |
| Signal | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p | coefficient / valeur-p |
| Ordonnée à l'origine | 39,9888765970 0,2199768643 | -15,6158223215 0,5820422350 | -47,9865608373 0,1556185256 | -12,0137789300 0,7328473219 |
| Genre | 11,2131032382 0,1106890615 | -0,2868668982 0,9617152552 | -8,0309654712 0,2556830323 | -7,1758845538 0,3421197856 |
| Âge | -1,9685245916 0,1932929979 | 0,7043554670 0,5914297573 | 2,3373928692 0,1362948892 | 0,4711867976 0,7721676221 |
| Honnêteté-humilité | 0,7522052627 0,2218175604 | -0,1078110634 0,8398571573 | 1,4430376656 0,0309983730 | -0,0402943713 0,9515775489 |
| Émotivité | -1,4056417344 0,2449224948 | 0,4997770196 0,6351865617 | 1,9735734638 0,1189078524 | 0,6826349058 0,6028547423 |
| Extraversion | 0,2497575391 0,5852651926 | -0,1894595028 0,6408327100 | 0,2948079426 0,5313285385 | -0,5230012197 0,3076139556 |
| Agréabilité | -1,4204551529 0,1987170623 | 0,9797731870 0,3130884958 | 0,5232777532 0,6366479680 | -0,2510346840 0,8327362797 |
| Conscience | 0,4650256619 0,5260152856 | 0,0374619843 0,9538396384 | -0,7571670976 0,3198213312 | 0,2634366871 0,7440426389 |
| Ouverture | -0,9973947007 0,2502778411 | -0,0251274821 0,9733963350 | 1,6775769289 0,0690992815 | 0,1173705070 0,9004153626 |
| Altruisme | -0,9354563550 0,2550202055 | 0,2330899347 0,7445596533 | -1,3031877854 0,1293656900 | 0,8283997171 0,3582483999 |
| Genre * Âge | -0,1883481499 0,2975811439 | 0,1369064937 0,3912765675 | 0,1464906493 0,4267393000 | 0,2901665875 0,1534888207 |
| Genre * Honnêteté-humilité | -0,1389898533 0,2384655078 | 0,0105598530 0,9177828622 | 0,1988786233 0,1078692738 | -0,1166290681 0,3662685856 |
| Age * Honnêteté-humilité | -0,0292483533 0,3040308387 | 0,0008679134 0,9721149892 | -0,0745486204 0,0185417072 | 0,0072908130 0,8136420710 |
| Genre * Émotivité | -0,3402852333 0,1016179609 | -0,0635346157 0,7191377886 | 0,1775163650 0,3898383032 | 0,1374049315 0,5338360114 |
| Âge * Émotivité | 0,0727184218 0,1953042497 | -0,0174088933 0,7200382300 | -0,0967525811 0,0995603272 | -0,0328962736 0,5873743675 |
| Genre * Extraversion | 0,0483125105 0,6091147422 | -0,0872136260 0,3054491060 | -0,2315856755 0,0277510121 | 0,1398585368 0,1916898870 |
| Âge * Extraversion | -0,0129307571 0,5058460615 | 0,0060239067 0,7257765918 | -0,0084627498 0,6702937944 | 0,0206358040 0,3408359225 |
| Genre * Agréabilité | -0,2801529019 0,1335203859 | 0,0392389942 0,8059361783 | 0,1727976571 0,3559988469 | 0,0161772668 0,9350762534 |
| Âge * Agréabilité | 0,0792529063 0,1277531002 | -0,0423350954 0,3477934901 | -0,0280852395 0,5863332709 | 0,0105576557 0,8486071143 |
| Genre * Conscience | 0,0776858680 0,7211360959 | 0,0174922707 0,9277795991 | 0,0770969759 0,7302045414 | -0,1204201469 0,6175599685 |
| Âge * Conscience | -0,0253605818 0,4736083246 | -0,0009960762 0,9745059220 | 0,0354799940 0,3326760775 | -0,0074978078 0,8468237390 |
| Genre * Ouverture | -0,1316531940 0,3246292823 | -0,1043808650 0,3778588275 | 0,1251942461 0,3607906935 | -0,0191454393 0,8952370093 |
| Âge * Ouverture | 0,0442413114 0,2909472844 | 0,0025616195 0,9440767318 | -0,0839008045 0,0615460738 | -0,0007599713 0,9866572194 |
| Genre * Altruisme | 0,1544339218 0,3535850837 | -0,0082882352 0,9546529457 | -0,1118049812 0,5101882972 | 0,0108486307 0,9523091091 |
| Âge * Altruisme | 0,0380236335 0,2684394622 | -0,0120774937 0,6869990431 | 0,0670421388 0,0672889639 | -0,0407181974 0,2832379868 |
| R ² | 0,6952237679 | 0,6661082273 | 0,7663094869 | 0,5610864406 |
| R ² ajusté | 0,2075817966 | 0,1318813911 | 0,3924046659 | -0,1411752546 |
| Statistique F | 1,4256848443 | 1,2468640325 | 2,0494774176 | 0,7989705895 |
| Valeur-p Statistique F | 0,2406809273 | 0,3345439454 | 0,0761524165 | 0,6969259214 |

