



UNIVERSITE D'AIX-MARSEILLE

ECOLE DOCTORALE 184

FACULTE DES SCIENCES DE LUMINY

LABORATOIRE LSIS UMR CNRS 7296

THESE DE DOCTORAT

Spécialité : Informatique

Yannick LUFIMPU LUVIYA

Analyse multimodale des consommateurs dans une surface
de vente

Soutenue le 29 juin 2015

Devant le jury composé de :

Mr. Y. CHAHIR	Maître de conférences HDR	Université de Caen	Rapporteur
Mr. F. ABABSA	Maître de conférences HDR	Université d'Evry Val d'Essonne	Rapporteur
Mr. T. BACCINO	Professeur	Université Paris 8	Examineur
Mme O. PAPINI	Professeur	Université d'Aix-Marseille	Examineur
Mr. M. DAOUDI	Professeur	Telecom Lille 1	Examineur
Mr. A. CAPRA	Professeur	Université UNIMORE, Modène, Italie	Examineur
Mr. P. DRAP	Chargé de Recherche CNRS, HDR	Université d'Aix-Marseille	Examineur
Mr. D. MERAD	Maître de conférences	Université d'Aix-Marseille	Co-directeur de thèse
Mr. B. FERTIL	Directeur de Recherche CNRS	Université d'Aix-Marseille	Directeur de thèse

PREFACE

Citation

"Fast is fine, but accuracy is final. You must learn to be slow in a hurry."

Wyatt Earp

"La rapidité c'est bien, mais la précision c'est tout. Il faut apprendre à être lent dans l'urgence."

Wyatt Earp

Remerciements

Je tiens à exprimer ma gratitude et mes sincères remerciements à

Messieurs Fakhr-Eddine ABABSA et Youssef CHAHIR, respectivement HDR à l'université d'Evry et HDR à l'université du Havre, pour m'avoir fait l'honneur d'être les rapporteurs de ce mémoire.

Messieurs Bernard FERTIL et Djamel MERAD, respectivement Directeur de Recherche au laboratoire LSIS et Maître de conférence à l'université d'Aix-Marseille, pour la confiance qu'ils m'ont accordée en m'accueillant dans leur équipe, ainsi que pour les précieux conseils qu'ils m'ont apporté tout le long de la thèse.

Monsieur Thierry BACCINO et Madame Véronique DRAI-ZERBIB, respectivement Professeur à l'université Paris 8 et Chercheur au laboratoire Lutin Userlab, pour m'avoir épaulé dans la mise en place des expérimentations liées à l'analyse oculométrique.

Les laboratoires Lutin Userlab et IBISC, pour nous avoir accueillis durant les campagnes d'acquisition de données.

Mes collègues de la DOSICALU et de Polytech Marseille, en particulier Frédéric GIUDICELLI, Marie DUJARDIN, Lionel MERINO, pour leur sympathie et leur disponibilité tout le long de la thèse.

Je tiens à remercier :

Mes collègues et amis Amine MAHIDINE, Yanal WAZAEFI, Sebastien LEBRETON, Lamia GAOUA, Rabah IGUERNAISSI, Aziz KHEIR-EDDINE, Marion ISPA, Milesa SIMIC, Alexandra MAOUCHI, Marjorie DAUMUR, Angelo MANNARINO...

Une pensée chaleureuse pour mes sœurs bien aimées.

Une pensée particulière pour Laetitia, qui m'a vaillamment soutenu durant ma convalescence et la rédaction du manuscrit.

Un merci à mon club de volleyball de Régionale 2, Massalia Volley, et plus particulièrement à mes co-équipiers Lionel, Sébastien, Julien, Angelo, Manu, Wallis, Eder, Francesco...

Résumé

Cette thèse sur l'analyse multimodale du comportementale des consommateurs dans une surface de vente se décline en trois problématiques : 1) la reconnaissance des caractéristiques bas-niveau que sont la tranche d'âge et le genre, 2) l'analyse des caractéristiques moyen-niveau telles que le degré ou la classe d'indécision 3) l'identification des caractéristiques hauts niveaux que sont les types d'achat. Les données proviennent de caméra, de capteurs oculométriques et de capteurs de position. L'identification du genre et de la tranche d'âge s'effectue sur des images de visages. Notre première contribution est de proposer un modèle d'identification du genre et de la tranche d'âge, en se basant sur des descripteurs de texture sur la partie centrale du visage. Nous mettons en exergue une corrélation entre la tranche d'âge du sujet et le degré de difficulté à identifier son genre. Cette corrélation légitime la segmentation marketing de la population en tranches d'âge. Notre seconde contribution concerne la seconde problématique. En effet, nous proposons une analyse prédictive, et non plus descriptive, du degré d'indécision. Nous utilisons pour ce faire des descripteurs oculométriques et de préhension, ainsi que les machines à vecteurs de support. Notre troisième contribution concerne l'analyse du type d'achat sur des données oculométriques. Tout comme pour l'analyse du degré d'indécision, nous proposons un modèle prédictif. Nous faisons une distinction entre les descripteurs oculométriques ayant une unité de mesure et les descripteurs oculométriques sans unité de mesure, pour mettre en exergue le facteur temps. Le temps imparti au consommateur est un facteur important dans tout acte d'achat.

Cette thèse a été initiée au sein du projet ANR ORIGAMI2 : Observation du Regard et Interprétation du Geste pour une Analyse Marketing non Intrusive.

Mots clés : Apprentissage/classification, Reconnaissance de formes, oculométrie, marketing comportemental, psychologie cognitive.

Abstract

This thesis about multimodal analysis of customer behavior in a selling area falls into three issues: 1) the identification of low level characteristics such as age band and gender, 2) the analysis of middle level characteristics such as the indecisiveness degree or the indecisiveness class, 3) the identification of purchasing acts. Data come from cameras, eye-tracking sensors and infrared position sensors. The identification of gender and age band is made with images of faces. Our first contribution is proposing a model for the identification of the gender and the age band, based on texture descriptors on the middle third of the face. We point out a correlation between the age of the subject and the difficulty to identify his gender. This correlation legitimizes the segmentation of the population by marketing managers into age bands. Our second contribution deals with the second issue. Indeed, we propose a predictive analysis of the indecisiveness degree of the customer, instead of descriptive analysis. We use eye-tracking descriptors, gesture descriptors and support vector machines. Our third contribution deals with the analysis of purchasing acts based on eye tracking data. As for the analysis of the indecisiveness degree, we propose a predictive model. A distinction is made between descriptors that have a standardized unit of measure and descriptors that have no unit of measure, so as to emphasize the time factor. The time that is dedicated to the customer is an important factor in the purchasing act.

This thesis was initiated within the behavioral marketing project ORIGAMI2: observation of gaze and interpretation of gesture for a non-intrusive marketing analysis (Observation du Regard et Interprétation du Geste pour Analyse Marketing non-Intrusive).

Keywords: machine learning/classification, pattern recognition, behavioral marketing, cognitive psychology, behavioral marketing.

TABLE DES MATIÈRES

Sommaire

PREFACE	i
Citation	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Abstract	iv
TABLE DES MATIÈRES	v
INTRODUCTION GENERALE	1
Contexte et problématique	1
Solutions existantes d'analyse comportementale	3
Solutions technologiques proposées pour l'analyse comportementale	4
Organisation de la thèse	6
CHAPITRE 1. ETAT DE L'ART ET APPROCHE PROPOSÉE	10
1.1 Cadres théoriques existants en marketing comportemental	10
1.1.1. Approche de l'homme économique	11
1.1.2. Approche psycho-dynamique	11
1.1.3. Approche comportementale.	11
1.1.4. Approche cognitive	12
1.2. Variables explicatives du comportement du consommateur en magasin	14
1.2.1. Variables environnementales	14
1.2.2. Variables propres au sujet	17
1.2.3. Choix des variables au sein d'ORIGAMI2	19
1.3. Méthodologies de recueil de données.	20
1.3.1. Méthodologies intrusives	20
1.3.2. Méthodologies non intrusives	26
1.4 Approche proposée	30
CHAPITRE 2. CLASSIFICATIONS EN GENRE ET EN TRANCHES D'ÂGE.	35
2.1. Contextes et problématiques	35
2.2. Etat de l'art sur l'identification du genre	36
2.3. Etat de l'art sur l'identification de la tranche d'âge	39
2.4. Identification du genre	42

2.4.1. Approche proposée	42
2.4.2. Résultats « Validation interne »	45
2.4.3. Résultats « Validation externe »	46
2.4.4. Discussion	49
2.5. Identification de la tranche d'âge	51
2.5.1. Approche régression	51
2.5.2. Approche classification	56
2.5.3. Approche hybride	59
2.5.4. Comparaison avec un opérateur humain	61
2.5.5. Discussion	64
2.6. Conclusion	64
CHAPITRE 3. DEGRÉ D'INDÉCISION	67
3.1. Contexte et problématique	67
3.2. Etat de l'art	67
3.3. Mesure du degré d'indécision	71
3.4. Approche oculométrie	73
3.4.1. Construction du modèle	74
3.4.2. Protocole expérimental	79
3.4.3. Résultats	81
3.5. Approche préhension	91
3.5.1. Méthodes utilisées	92
3.5.2. Protocole expérimental	99
3.5.3. Résultats	103
3.6. Conclusion	106
CHAPITRE 4. IDENTIFICATION DE COMPORTEMENTS D'ACHAT PAR OCULOMÉTRIE	108
4.1. Contexte et problématique	108
4.2. Etat de l'art sur les types d'achats	109
4.3. Approche proposée	111
4.4. Protocole expérimental	112
4.5. Résultats	119
4.5.1. Sélection d'attributs	119
4.5.2. Analyse du facteur temps	123
4.5.3. Identification du scénario d'achat par SVM	126
4.6. Conclusion et discussion	129
CONCLUSION ET PERSPECTIVES GÉNÉRALES	132
Problématique sur l'âge et le genre du consommateur	132
Problématique sur le degré d'indécision du consommateur	133
Problématique sur la catégorie du comportement d'achat	135
POSTFACE	138
Annexe 1 : Outils employés	138
1. Descripteur (voir sections 2.4.1)	138

2. Régresseurs et classifieurs	140
3. Base de données (voir chapitre 2)	142
Annexe 2 : Calcul du degré d'indécision (voir chapitre 3)	144
Références bibliographiques	147
Liste des publications	166
Table des figures	168
Liste des tableaux	171

INTRODUCTION GENERALE

Contexte et problématique

Comprendre le besoin d'un visiteur dans un point de vente, personnaliser l'offre et stimuler l'acte d'achat sont les enjeux perpétuels des réseaux de distribution physique (grande distribution, distribution spécialisée...). Actuellement, sept décisions d'achat sur dix sont réalisées dans des points de vente physiques. Des études marketing menées par de grands cabinets spécialisés ont montré que la majorité des actes d'achat sont liés aux habitudes des clients : parcours et déplacement client dans les points de vente, positions des regards dans les linéaires influent fortement sur l'acte d'achat. A l'heure où les comportements d'achat des consommateurs varient énormément, l'étude des habitudes et comportements des acheteurs devient primordiale. Il est important pour un industriel de la distribution de disposer de ces informations pour la définition de sa stratégie de commercialisation. De manière globale, le marché des études des comportements clients en France s'élève à environ 1.6 Milliards d'Euros et croît d'environ 6% par an depuis 2003. Les activités économiques étant toujours plus globalisées, les demandes en analyse de marché globales augmentent naturellement rapidement.

Cette thèse s'inscrit dans un contexte d'analyse du comportement des consommateurs dans une surface de vente. Elle a été initiée au sein du projet de marketing comportemental ORIGAMI2 : Observation du Regard et Interprétation du Geste pour une Analyse Marketing non Intrusive. Le projet vise à élaborer des outils temps réel de modélisation et d'analyse des processus décisionnels d'achat en linéaire. Participent au projet des partenaires industriels (CLIRIS, Bongrain) et des partenaires universitaires (LSIS, Telecom ParisTech, Lutin Userlab, IBISC).

Le programme scientifique au sein d'ORIGAMI2 est structuré autour de dix tâches :

- Etat de l'art
- Expression de besoin
- Environnement de prototypage et validation
- Mesure du regard

- Mesure du geste
- Catégorisation du geste
- Analyse multimodale du comportement
- Intégration
- Mise en œuvre
- Evaluation

La dépendance de ces différentes tâches est représentée dans le diagramme ci-dessous.

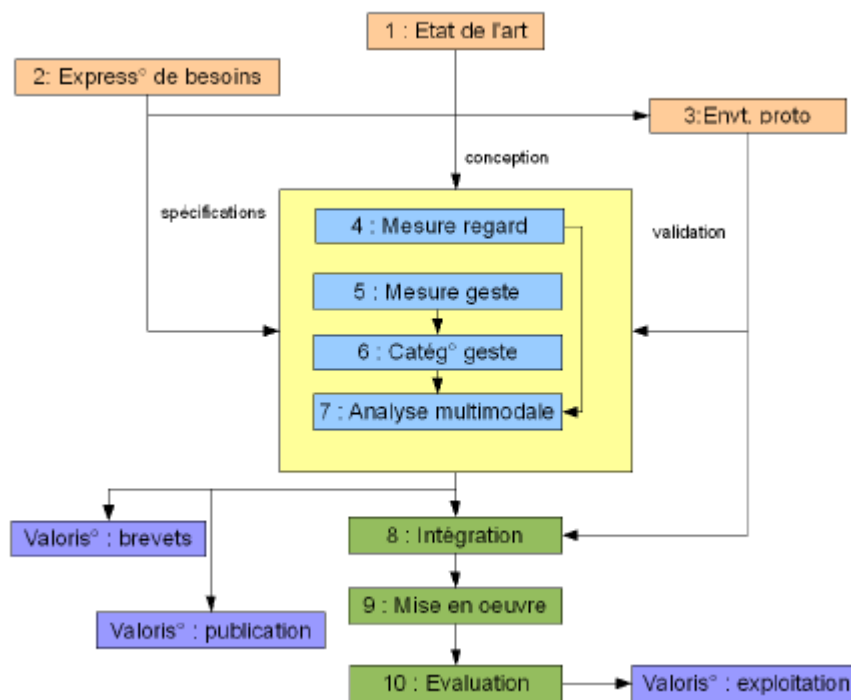


Figure 1. Organigramme des tâches au sein du Projet ORIGAMI2.

Le laboratoire LSIS, auquel nous faisons partie, intervient au niveau de l'état de l'art (tâche 1), de l'expression des besoins (tâche 2), de la catégorisation du geste (tâche 6), de l'analyse multimodale (tâche 7) et de l'évaluation (tâche 10). Le travail présenté dans ce manuscrit s'inscrit dans la tâche 7.

L'approche proposée durant la thèse repose donc sur la capture et le suivi du regard et du geste par des procédés de vision par ordinateur et l'analyse statistique des informations spatiotemporelles extraites en vue de leur structuration, catégorisation, indexation et interprétation. Analyser le processus décisionnaire des consommateurs en linéaire se décompose en trois problématiques :

- Identifier les caractéristiques physiques du consommateur : s'agit-il d'un homme ou d'une femme ? Quel est son âge ?
- Interpréter le comportement du consommateur en fonction de ses hésitations (degré d'indécision), temps de fixation sur les différents produits et stimuli de la surface de vente.
- Déterminer des comportements types en situation d'achat.

Solutions existantes d'analyse comportementale

Certains acteurs de la distribution utilisent déjà des caméras pour étudier heure par heure la fréquentation de leurs magasins et adapter au mieux le nombre de leurs employés présents en surface de vente. Lorsque des analyses plus fines du comportement sont nécessaires, il est alors fait appel à des opérateurs humains pour interpréter les enregistrements vidéo ou observer les comportements sur le lieu de vente même. Ces solutions actuelles souffrent cependant de carences importantes :

- L'analyse des comportements via des enregistrements nécessite au préalable une autorisation de la CNIL pour l'acquisition et la conservation temporaire de données. Ces procédures peuvent s'avérer lourdes, et le fait même d'être enregistré est généralement mal accepté par le consommateur.
- L'utilisation d'opérateurs humains est parfois source d'incomplétude et d'incohérence. Aux erreurs humaines peut s'ajouter la subjectivité de l'analyse, rendant plus difficile la comparaison d'informations relevées par des opérateurs différents.
- L'échantillonnage temporel et non exhaustif des vidéos ne permet pas de capitaliser un grand nombre de comportements sur des intervalles de temps réduits.
- Le coût qui, entre autre, limite les études dans le temps et ne permet pas de les actualiser régulièrement.

De nouvelles solutions d'analyse comportementale basées sur la vision artificielle commencent à émerger. Ces solutions relèvent majoritairement de la classification d'expressions faciales (Eveno 2003) et de la reconnaissance des gestes (Meric, li 2006). Elles sont appliquées aux domaines de la réalité virtuelle et des Interfaces Homme-Machine avancées.

On relève enfin un certain nombre d'applications dans lesquelles l'analyse comportementale est basée sur le couplage entre suivi du visage/regard et suivi des gestes (Gunes et al. 2004), dans le but d'extraire des informations de haut niveau sur le comportement des sujets observés (Tsechpenakis et al. 2005). C'est vers cette solution que s'oriente la thèse.

Solutions technologiques proposées pour l'analyse comportementale

Nous proposons de répondre aux 3 questions suivantes : qui est le consommateur ? Comment réagit-il face aux informations disponibles durant le processus de prise de décision ? Dans quelle mesure ses achats ont été mûrement réfléchis ?

Identifier le consommateur

Dans le contexte qu'est l'analyse comportementale des consommateurs dans une surface de vente, il est primordial de prendre en compte les caractéristiques physiques et physiologiques que sont le genre et la tranche d'âge du sujet. En effet, dans l'alimentation ou dans l'utilisation des produits cosmétiques, par exemple, les habitudes des consommateurs varient en fonction de l'âge et du genre. A la question « qui est le consommateur ? », nous proposons comme solutions une méthode basée sur l'analyse de visage sur des images 2D.

En traitement d'images et en apprentissage, l'identification du genre est une problématique à deux classes (masculin ou féminin) dans lequel la représentation de l'individu est assignée à l'une des deux classes. Il s'agit d'une tâche facile pour les humains, mais difficile pour la machine. Concernant la problématique sur l'âge dans le cadre du projet ORIGAMI2, l'accent est mis sur les tranches d'âge. En effet, les actions marketing des partenaires commerciaux sont basées sur la tranche d'âge plutôt que sur l'âge. Ces partenaires ont identifié cinq tranches d'âge allant de 20 à 60 ans. Chaque tranche a une amplitude moyenne de 10 ans : classe 'a' (20 à 29 ans), la classe 'b' (30 à 39 ans), la classe 'c' (40 à 49 ans), la classe 'd' (50 à 59 ans) et la classe 'e' (plus de 60 ans). Après avoir déterminé l'identité du sujet, nous nous questionnons sur les informations visuelles qu'il récolte durant ses achats.

Estimer le degré ou la classe d'indécision du consommateur

Tout acte d'achat est régi par un processus de prise de décision. Le consommateur, se trouvant face à différentes sources d'information, va d'abord acquérir les informations, les évaluer et lancer un plan d'action (achat ou non). Le processus de prise de décision transparait par des micro-actions du consommateur, comme par exemple les temps d'arrêt, les hésitations, les allers et venues d'un produit à un autre. Nous nous proposons de quantifier et mesurer son degré d'indécision durant l'achat, au travers de l'analyse du regard et de l'analyse de la gestuelle.

Il a été émis l'hypothèse en psychologie cognitive, que l'indécision est impliquée à différents états cognitifs involontaires, tels la baisse de confiance lors d'un processus de décision, les doutes concernant les choix précédemment faits, la reconsidération, l'inquiétude, la distractivité, la colère, la négativité, l'inaction comportementale (procrastination), le névrosisme, et même la vengeance. Mis à part ce dernier état cognitif, tous les autres surviennent régulièrement chez le consommateur durant ses visites à la surface de vente. En effet, le comportement d'achat du sujet peut avoir été indécis, car celui-ci n'aura pas eu assez confiance en son jugement face aux produits qui lui sont proposés, par exemple. Nous, observateurs externes, l'aurions deviné en analysant sa manière de regarder le présentoir des produits. Il peut également paraître indécis car il sera revenu dans le rayon pour échanger des produits de son panier. Nous, observateurs externes, l'aurions deviné en analysant, au choix, son regard sur la scène ou sa gestuelle.

Le développement de méthodes d'identification de l'indécision chez une personne par oculométrie est un domaine encore peu exploré. Dans le cadre des travaux présentés dans ce manuscrit, nous optons pour des oculomètres à réflexion cornéenne du constructeur SMI (SensoMotoric Instruments), pour deux raisons. La première raison est qu'il existe des modèles portatifs sous forme de lunettes : ils sont légers et le suivi peut se faire de manière embarquée. La seconde raison est qu'il existe également des modèles moins intrusifs que l'on peut dissimuler sur les rayons d'une allée de magasin, et ainsi suivre le regard du consommateur sans que celui-ci ne le sache. En parallèle de l'analyse des informations visuelles récoltées par le sujet, il est important d'étudier la préhension dans la surface de vente. Nous employons une approche vision par ordinateur : la technologie de capteurs à infrarouges et de billes réfléchissantes que l'on peut placer sur n'importe quelle partie du corps du sujet. Cette technique permet d'extraire des informations riches sur le suivi précis du geste.

Identifier le type d'achat

Après avoir déterminé le comportement (déterminé ou indéterminé) qualifiant le plus le processus de décision du sujet, nous proposons de répondre à la problématique suivante : identifier l'acte d'achat. Les acteurs marketing distinguent communément 3 grandes catégories de comportement d'achat : le comportement d'achat de routine, le comportement d'achat réfléchi, et l'achat d'impulsion.

L'achat de routine répond souvent à des besoins physiologiques du consommateur (produits alimentaires, etc.), qui est alors engagé dans un processus de simplification, avec des critères de choix définis (emballage, prix, habitudes alimentaire, etc.). L'achat de routine nécessite moins de recueil d'information et de temps que l'achat réfléchi. L'achat réfléchi implique souvent une forte implication du consommateur : cadeau pour une personne, budget conséquent (achat d'un meuble, d'une voiture, etc.). L'achat d'impulsion, contrairement aux deux autres types, est effectué sans aucune préméditation à l'entrée du magasin.

Nous nous focalisons ici sur la première et la troisième catégorie de comportements d'achat. La problématique consiste donc à proposer un modèle d'identification de l'achat routinier et de l'achat d'impulsion. Nous nous concentrons sur ces deux catégories pour deux raisons. En premier lieu, les achats de routine sont les plus fréquents, car ils font intervenir des produits de la vie de tous les jours. En second lieu, les achats d'impulsion sont plus liés à la satisfaction d'un plaisir immédiat plutôt que d'un besoin ; les acteurs marketing investissent beaucoup plus pour les stimuler, en termes de campagnes publicitaires, par exemple. De la même manière que dans la problématique sur le degré d'indécision des consommateurs, les analyses sont effectuées ici sur des données oculométriques.

Organisation de la thèse

Le manuscrit s'articule autour de cinq parties. Dans une première partie, nous effectuons un état de l'art sur la problématique de l'analyse comportementale du comportement du consommateur dans une surface de vente. Pour ce faire, nous présentons les principaux cadres théoriques, les variables explicatives du comportement du consommateur en magasin, ainsi que les méthodologies de recueil de données. En effet, la problématique d'analyse comportementale peut être abordée de différentes manières, en fonction du cadre d'application. Nous nous positionnons par rapport aux cadres existants.

La suite du manuscrit est organisée selon une étude hiérarchique de l'individu, à savoir une étude des caractéristiques bas-niveau dans la seconde partie, une étude des caractéristiques moyen niveau dans la troisième partie, et une étude des caractéristiques haut niveau dans la quatrième partie.

Dans la seconde partie, nous nous attelons à la tâche d'identification du genre et de la tranche d'âge des sujets. L'idée est que, lorsqu'un consommateur arrive dans une surface de vente, les responsables du magasin veulent connaître son identité. S'agit-il d'un homme ou d'une femme ? A quelle tranche d'âge appartient cet individu ? Ces questionnements seront résolus par des procédés d'analyse d'images de visages.

Dans la troisième partie, nous étudions un comportement important dans une situation de prise de décision : le degré d'indécision. Ici, le but est d'estimer l'état d'esprit dans lequel s'effectue l'acte d'achat. Autrement dit, le consommateur semble-il hésiter face à tel ou tel produit ? Dans quelle mesure peut-on affirmer que son choix a été mûrement réfléchi ? Nous utilisons ici des modèles d'apprentissage semi-supervisé sur des données oculométriques et de préhension.

Dans la quatrième partie, nous identifions deux scénarios types en situation d'achat et construisons un modèle permettant de les identifier l'un par rapport à l'autre. Ces deux scénarios correspondent aux deux catégories d'achat les plus fréquentes, à savoir les achats de routine et les achats d'impulsion. Le modèle semi-supervisé est construit à l'aide de données oculométriques.

Nous terminons le manuscrit par un rappel des principaux résultats de notre travail de recherche, une conclusion générale ainsi que des perspectives d'étude.

Les données sont recueillies dans des environnements contrôlés. Durant chaque campagne de mesure, une reconstitution de surface de vente est faite en laboratoire (LUTIN, IBISC). Au total, un panel de 71 sujets a été utilisé pour les problématiques d'analyse du degré d'indécision et du type d'achat. Les sujets sont âgés de 18 à 60 ans, n'ont pas de problème oculaire. La proportion des sujets masculins est équivalente à celle des sujets féminins. En parallèle, une base interne de 4423 visages (2211 hommes et 2212 femmes) a été utilisée pour construire les modèles de détection du genre et de l'âge. Nous avons également sollicité la participation de 10 sujets experts dans l'identification de la tranche d'âge afin d'évaluer la performance de nos modèles d'apprentissage.

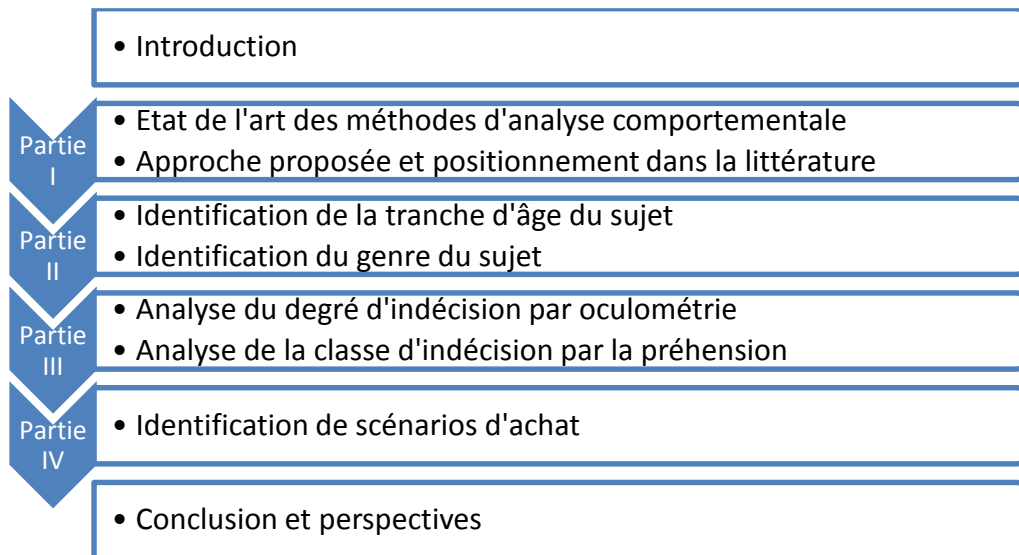


Figure 2. Organisation de la thèse

CHAPITRE 1.

ETAT DE L'ART ET APPROCHE PROPOSÉE

Ce travail s'inscrit dans le domaine des recherches en marketing comportemental. Le but final est d'établir une classification de la population en termes de profil. Il est essentiel, avant de débiter l'étude, de bien délimiter le cadre de recherches par rapport aux cadres existants. C'est le but de la première section de ce chapitre.

Les profils consommateurs sont caractérisés par différents attributs tels que l'identité du consommateur (genre et tranche d'âge) ou encore ses habitudes de consommation. Ces profils dépendent essentiellement des contraintes intérieures (propre au consommateur) et extérieures (environnementales). Nous explicitons donc dans une seconde section les facteurs influençant le comportement du consommateur.

Etablir des profils de consommateurs passe par la construction d'une base de données. Nous devons recueillir et traiter de multiples signaux et mesures et les transposer sous forme de modèles. Nous présentons et justifions le choix de nos méthodes de recueil de données parmi les méthodes existantes.

Enfin, nous clôturons ce premier chapitre en présentant l'approche proposée pour l'analyse du comportement des consommateurs dans une surface de vente.

1.1 Cadres théoriques existants en marketing comportemental

Un certain nombre d'approches ont été adoptées dans l'étude du comportement du consommateur. Les auteurs suggèrent différentes classifications de ces travaux, mais il émerge quatre approches majeures : l'approche de l'homme économique, l'approche psychodynamique, l'approche comportementale, l'approche cognitive.

1.1.1. Approche de l'homme économique

Les premiers travaux considèrent l'homme comme entièrement rationnel et désintéressé, prenant des décisions basées sur la capacité à maximiser l'utilité tout en dépensant le moins d'effort. Alors que les travaux dans cette approche ont débuté il y a 300 ans, le terme d' « homme économique » (ou *Homo economicus* (Ingram 2013)) a été utilisé pour la première fois à la fin du 19^e siècle.

Dans le but de se comporter rationnellement d'un point de vue économique, et comme le suggère cette approche, un consommateur devrait être conscient de toutes les options de consommation disponibles, être capable de correctement pondérer chaque alternative et être capable de sélectionner le plan d'action optimal (Schiffman et al. 2010). Ces étapes ne sont plus perçues comme étant un reflet réaliste du processus décisionnel du consommateur. En effet, celui-ci dispose rarement d'informations adéquates, d'assez de motivation ou de temps pour arriver une décision aussi « parfaite ». Il est souvent guidé par des influences moins rationnelles telles que les relations et les valeurs sociales (Simon 2002). De plus, les individus sont souvent décrits comme recherchant la satisfaction plus que les choix optimum, comme le souligne la Théorie de la Satisfaction de Simon (Simon 2002), ou encore la Théorie de la Perspective de Kahneman et Tverskys (Kahneman & Tversky 2007).

1.1.2. Approche psychodynamique

La tradition psychodynamique au sein de la psychologie est largement attribuée aux travaux de Sigmund Freud (1856-1939) (Jennings & Wattam 1998). Elle postule que le comportement sujet à des influences biologiques au travers de « forces instinctives » ou « forces conductrices », qui agissent en dehors des pensées conscientes (Randall 2010). Tandis que Freud identifie trois facettes de la psyché, nommées le Ça, le Moi et le Surmoi, d'autres théoriciens travaillant dans le même courant, tel que Jung, identifient différentes « forces conductrices » (Ribeaux et Poppleton (Ribeaux & Poppleton 1978)). Le principe essentiel de l'approche psychodynamique est que le comportement est déterminé par des conducteurs biologiques, plutôt que par une pensée individuelle ou des stimuli environnementaux.

1.1.3. Approche comportementale.

En 1920, Watson et Rayner (Watson & Rayner 2013) publient une étude comportementale qui devient connue sous le nom de « Petit Albert » (*Little Albert*). Cette étude consiste à enseigner à une jeune enfant (Albert) la peur d'objets inoffensifs

à travers des expositions répétées et couplées à des nuisances sonores. L'étude prouve que le comportement peut être appris par des événements extérieurs et discrédite ainsi largement l'approche psychodynamique qui prédominait durant cette période.

Par définition, le Comportementalisme est la famille des philosophies qui statuent que le comportement d'un sujet est expliqué par des événements extérieurs, et que tout ce qu'expérimentent les individus, des actions aux pensées, en passant par les sentiments, peut être considéré comme un comportement. La causalité des comportements est attribuée à des facteurs extérieurs à l'individu. Les acteurs les plus influents de l'approche comportementale sont Ivan Pavlov (1849-1936) qui enquête sur le conditionnement classique, John Watson (1878-1959) qui rejette les méthodes introspectives et Burrhus Skinner (1904-1990) qui développe le conditionnement opérant. Chacun de ces développements repose fortement sur le positivisme logique qui avance que les méthodes empiriques et objectives utilisées dans les sciences physiques peuvent être appliquées à l'étude du comportement du consommateur (Eysenck & Keane 2013).

1.1.4. Approche cognitive

Contrairement aux fondations du Comportementalisme Classique, l'approche cognitive attribue les actions (comportements) à de la cognition intra-personnelle. L'individu est vu comme un « processeur d'informations » (Ribeaux & Poppleton 1978). Cette causalité intra-personnelle questionne la puissance des variables environnementales et sociales dans l'approche comportementale, mais ne les néglige pas totalement dans le sens où le consommateur recherche et reçoit des stimuli de son environnement pour l'aider dans son processus interne de décision (Jennings & Wattam 1998).

L'approche cognitive dérive en grande partie, comme son nom l'indique, de la Psychologie Cognitive qui remonte aux philosophes tels que : (i) Socrate qui s'intéresse aux origines de la connaissance (360 avant J-C), (ii) Aristote qui propose la première théorie de la mémoire (350 avant J-C), (iii) ou encore Descartes qui explore comment la connaissance est mentalement représentée dans ses Méditations (d'après (Sternberg 2008)). Ce n'est vraiment qu'au milieu du 20 siècle, avec le modèle Stimulus-Organisme-Réponse (SOR) de Hebb (Cziko 2001), que l'approche cognitive émerge vraiment. A partir de là, Foxall (Foxall 1990) identifie quatre grandes forces de cette approche permettant d'expliquer le comportement du consommateur :

ETAT DE L'ART ET APPROCHE PROPOSÉE

- Le terme "cognitif" est couramment employé dans le langage de tous les jours et sa définition intuitive permet de bien expliquer des comportements tels que l'achat et la consommation
- La capacité des consommateurs à décrire leurs expériences en termes d'attitudes, de volontés, de besoins et motivations, assure que l'explication des comportements se fera dans les mêmes termes.
- Cela apporte une mesure d'unité et un consensus à un récent domaine d'investigation
- L'utilisation extensive faite dans d'autres sciences sociales et humaines de la cognition a joué en faveur du développement de cette approche avec l'emprunt en amont de concepts théoriques et méthodologiques.

Notre travail se situe plus dans les cadres de l'approche de l'*homme économique*, de l'approche *comportementale* et de l'approche *cognitive*. En effet, nous considérons que les individus peuvent être guidés par les valeurs sociales (la volonté de faire plaisir à ses proches durant les périodes de fête) ou la recherche de la satisfaction (vouloir acheter une confiserie lorsque l'on passe devant la vitrine d'une boulangerie). Nous considérons également que le comportement d'achat peut être conditionné par des événements extérieurs. A titre d'exemple, la fréquence des achats de vêtements est la plus élevée durant les périodes de soldes; d'où la catégorisation des habitudes d'achat (voir chapitre 4). Nous considérons enfin que dans une surface de vente, le consommateur adapte ses achats en fonction des stimuli que son organisme perçoit et qu'il adopte une stratégie de choix en fonction de chaque produit. Cette stratégie peut être précise et routinière, ou élaborée dans le moment ; d'où la notion d'analyse du degré d'indécision. En revanche, notre travail n'entre pas dans le cadre de l'approche psychodynamique qui minimise l'importance des stimuli environnementaux dans l'explication du comportement perçu du consommateur.

Toutes ces remarques nous mènent naturellement à dresser un panel des variables permettant d'expliquer le comportement du consommateur en magasin. C'est le but de la section suivante.

1.2. Variables explicatives du comportement du consommateur en magasin

Notre travail entre dans le cadre des approches de l'homme économique, l'approche comportementale et de l'approche cognitive. Au sein de ces approches théoriques sur l'analyse du consommateur, on dénombre différentes variables influençant les actions de celui-ci en magasin. Il existe différents travaux dans la littérature qui classifient ces variables. Nous pouvons citer la classification en trois catégories relayée par Julien Schmitt (Schmitt 2009) : les variables propres au consommateur, les variables propres au magasin et les variables contextuelles. En notre sens, les deux dernières catégories peuvent être regroupées en une seule et même catégorie. Nous proposons donc une classification plus synthétique ne comportant que deux catégories : les variables environnementales et les variables propres au sujet. Cette classification facilite également la mise en place des protocoles expérimentaux pour la reconstitution des surfaces de vente en laboratoire.

1.2.1. Variables environnementales

Dans les variables environnementales, nous distinguons le sous-groupe des variables sociales (influence du groupe, rôle et statut dans la société) et le sous-groupe des variables liées au magasin (variables merchandising, variables atmosphériques, variables contextuelles).

Variables sociales

Influence du groupe.

Les êtres humains sont par nature sociaux ; ils se regroupent dans le but de satisfaire aux besoins de la société. Ils s'observent les uns les autres et apprennent à se comporter de manière à se plaire mutuellement au sein du groupe (Solomon 2004). En d'autres termes, les normes du groupe affectent les caractéristiques comportementales de l'individu. Ces normes incluent des règles, des régulations, des habitudes, etc. Pour assurer la conformité aux normes du groupe, des sanctions (récompenses ou punitions) sont utilisées de manière formelle ou informelle. Des récompenses, telle l'acceptation sociale, et des sanctions, tel l'ostracisme, sont utilisées par la plupart des personnes. Par exemple, des menaces subtiles de cette nature sont fréquemment utilisées dans les

publicités pour dentifrices, pour lotions de peau et déodorants, avec l'implication que la personne n'utilisant pas ces produits est susceptible d'être exclue ou ridiculisée (M. C. Cant et al. 2009). Les groupes qui ont une influence directe sur la personne en faisant partie sont appelés les groupes d'adhésion. Parmi ces groupes d'adhésion, certains sont primaires, comme par exemple la famille, les amis, les voisins, les collègues de travail. Il y a ici des interactions continues mais informelles. D'autres groupes sont secondaires, comme par exemple les groupes religieux et les groupes professionnels. Il y a plus d'interactions formelles mais moins régulières dans les groupes secondaires (Kotler 2013).

Ces groupes d'adhésion influencent également les personnes qui n'en font pas partie. Ces groupes sont alors appelés groupes d'aspiration. Comme groupes d'aspiration, nous pouvons citer les athlètes, les artistes ou encore les hommes et femmes d'affaire célèbres (Solomon 2004).

Rôles et statut dans la société.

Chaque individu dans la société a son propre rôle et statut, en fonction de la position et des relations qu'il ou elle entretient dans les différents groupes, organisations ou clubs. Par exemple, un homme employé en tant que manager d'une compagnie peut avoir plusieurs rôles dans différents groupes. Avec sa famille, il joue le rôle de fils, mari ou père ; dans la compagnie, il joue le rôle de manager. Chacun de ces rôles affecte son comportement d'achat durant la prise de décision. L'ensemble de ces rôles reflète l'estime qui lui est donnée au sein de la société, à savoir le statut. Il a donc tendance à choisir les produits qui coïncident le plus avec sa place au sein de la société (Kotler 2013).

Variables liées au magasin

Variables merchandising :

Les variables merchandising sont celles qui vont servir à définir la force de vente d'une enseigne. Selon Stanton (Stanton 1984), le " mix marketing est le terme utilisé pour décrire la combinaison des quatre entrées qui constituent le ciment du système de vente d'une compagnie : le produit, le prix, l'activité promotionnelle, et la localisation (emplacement et aménagement)".

Le produit. Le consommateur perçoit le produit comme une "bulle de satisfaction" et pas seulement comme un objet physique (Okada 2005) (Wakefield & Inman 2003). Il donne de l'importance à la fois aux attributs tangibles (aspect fonctionnel) et aux attributs intangibles (aspect hédoniste). Si le produit n'est pas bénéfique au consommateur, celui-ci ne l'achètera pas.

De ce fait, la première impression à la vue du produit est déterminante. L'emballage (ou packaging) facilite l'identification de la marque et motive une personne à acheter le produit. Il sert de rappel au moment critique où le consommateur doit choisir entre différentes marques compétitives. En effet, lorsque le consommateur visualise un produit, le packaging est la première chose qu'il voit mentalement (Deliya & Parmar 2012).

Le prix. Les prix fixés par les marques dépendent de l'aspect fonctionnel du produit mais également de l'image de la marque. Ils ont non seulement une fonction d'information pour le consommateur, mais également une fonction de communication du vendeur à l'acheteur. En effet, le format des étiquettes de prix peut intégrer des messages d'abordabilité du produit, d'exclusivité du produit, etc. Cela affecte la qualité perçue par le consommateur (Darke & Chung 2005).

L'activité promotionnelle. L'activité promotionnelle est également appelée communication marketing. Elle a pour but d'informer mais aussi de persuader le consommateur d'acheter les produits proposés par une marque. Lam et al (Lam et al. 2001) décomposent ses effet en trois comportements, à savoir l'attraction (l'entrée en magasin), la conversion (la prise de décision d'achat) et le montant dépensé.

L'emplacement et l'aménagement. L'emplacement physique est la quatrième dimension de l'activité marketing. Le vendeur prend en compte deux choses : tout d'abord, garder à l'esprit les revendications et besoins du consommateur; ensuite, comment distribuer les produits (Stanton 1984). L'aménagement du magasin est essentiel et a un impact direct sur le comportement du consommateur. Par exemple, la hauteur et la transparence des meubles vont conditionner le parcours du sujet. Sa vision sera d'autant plus globale que les linéaires seront transparents et en dessous de la portée du regard. De cela dépendra le temps passé dans le magasin (Ladwein 2003), mais également le chemin choisi par le consommateur (Farley & Ring 1966) ou encore la stratégie d'appropriation de l'espace (Bonnin 2003).

Variables atmosphériques :

L'atmosphère du magasin découle de la conception d'un environnement par la stimulation des sens. Cela suscite des réponses perceptuelles et émotionnelles chez le consommateur et affecte son comportement d'achat. Il y a quatre designs dans la conception de l'atmosphère du magasin : les lumières, les couleurs, la musique et les parfums.

Le design des lumières est utilisé pour souligner la marchandise ou pour simplement inonder le magasin avec suffisamment d'éclairage. Le bon éclairage dans une cabine d'essayage fait paraître le produit sous son meilleur jour. Areni et Kim (Areni & Kim

1994), ou encore Summers et Hebert (Summers & Hebert 2001) montrent en effet que la lumière a une influence sur l'examen par le consommateur des produits en rayon. Le design des couleurs peut créer des émotions chez le consommateur et affecter son humeur. Les couleurs peuvent activer et stimuler des souvenirs, des pensées et des expériences (Hultén et al. 2009). Avec le design de la musique, les vendeurs peuvent influencer à la fois sur les actions conscientes et inconscientes du consommateur. Le tempo de la musique peut affecter la perception du temps chez les gens (Yalch & Spangenberg 2000). Il peut également affecter le consommateur dans la mesure où celui-ci se sentirait en confort et déciderait de rester plus longtemps dans le magasin, de dépenser plus d'argent, et de recommander le magasin à d'autres personnes (Oakes 2003). Le design des parfums a une grande influence sur l'humeur et les émotions du consommateur. Il a également un impact positif sur son niveau d'enthousiasme et de satisfaction quant à son expérience de shopping. Les consommateurs se trouvant dans un magasin à l'atmosphère parfumée pensent qu'ils y passent moins de temps qu'en réalité, et cela les motive à revenir dans le magasin (Spangenberg et al. 1996) (Daucé 2000).

Enfin, ces variables atmosphériques ne sont pas isolées les unes des autres. Voilà pourquoi les chaînes de distributions les combinent (Mattila & Wirtz 2001). Les auteurs utilisent ici différentes sources sensorielles. Ils montrent par exemple qu'une musique rapide combinée à une senteur agrume attire plus de clients qu'une musique rapide et une senteur de lavande.

1.2.2. Variables propres au sujet

Dans les variables propres au sujet, nous distinguons essentiellement trois sous catégories (l'âge et la position dans le cycle de vie, la personnalité et la vision de soi-même).

Age et position dans le cycle de vie

Avec l'âge et les changements du cycle de vie, les personnes voient évoluer leurs goûts vestimentaires, leurs goûts culinaires, et leurs intérêts personnels. Généralement, les acteurs marketing décomposent le cycle de vie en quatre grandes phases : le jeune célibataire, le jeune marié avec ou sans enfant, le quadragénaire marié avec ou sans enfant et la personne âgée. Ce cycle de vie est basé sur la famille (Kotler 2013). En effet, même des groupes de personnes ayant le même âge ou le même genre diffèrent dans leur comportement d'achat du fait de leur appartenance à différents cycles de vie (Lamb et al. 2011).

Genre

Les femmes et les hommes, du fait de leurs caractéristiques biologiques et physiologiques ainsi que de leur manière d'interagir en société, présentent différents types de comportements dans les situations d'achat. Les acteurs de la grande distribution s'adaptent alors à cette différence. Solomon et al (Solomon et al. 1999) avancent en effet que les produits sont soit sexués, soit androgynes. L'adjectif "sexué" qualifie un produit qui copie des attributs physiologiques masculins ou féminins. C'est le cas des poupées Barbie, pour les filles, et ActionMan, pour les garçons.

Il existe également des divergences entre hommes et femmes concernant le processus décisionnel, comme suggéré par le modèle de Joan Meyers-Levy (Meyers-Levy & Maheswaran 1991). D'après les auteurs, les hommes ont tendance à aller vers les informations les plus saillantes, tandis que les femmes ont tendance à appréhender toutes les informations disponibles. Les femmes sont également décrites comme étant plus subjectives, intuitives et relationnelles, tandis que les hommes sont plus logiques, analytiques et sélectifs. Block et Morwitz (Block & Morwitz 1999) trouvent que la probabilité qu'un produit soit dans une liste planifiée est plus grande chez les femmes que chez les hommes. Les premières listent plus d'objets de valeur sentimentale, tandis que les seconds choisissent plus de produits liés aux loisirs et aux finances.

Personnalité et vision de soi-même

La personnalité d'un sujet influence ses comportements d'achat. La personnalité fait référence aux caractéristiques psychologiques uniques qui mènent aux réponses cohérentes d'un individu à son environnement (Kotler 2013). Parmi ces caractéristiques, nous pouvons citer la confiance en soi, la domination, la sociabilité, l'autonomie, l'adaptation, le degré d'indécision, le degré d'implication, l'impulsivité, ou encore l'agressivité. Selon Kim (Kim 1996), les consommateurs tendent à s'identifier à certaines marques ou alors utilisent ces marques comme des moyens d'auto-expression. Il semble donc que les marques sont perçues comme possédant une personnalité, au même titre que les êtres humains (Aaker 1997).

Selon Rogers (Rogers 1959), la conception de soi-même possède différentes composantes. Il y a tout d'abord l'image de soi, c'est-à-dire la vision que l'on a de soi. Il y a ensuite l'estime de soi, c'est-à-dire la valeur que l'on s'accorde. Enfin, il y a l'idéal de soi ou la valeur que nous aimerions atteindre. Ces trois composantes affectent toujours le comportement d'achat du consommateur. Durant la prise de décision, un acheteur garde toujours en mémoire ce qu'il pense de lui-même, quelle valeur il

s'accorde et quelle valeur il aimerait s'accorder ; il effectue ses courses respectant au mieux ces trois critères. Heath et Scott (Heath & Scott 1998) mentionnent que les consommateurs achètent les marques dont ils pensent qu'elles possèdent une image similaire ou complémentaire à la leur. Par exemple, les gens achètent des produits luxueux (automobiles performantes) pour renforcer leurs statuts dans la société (O'Cass & Frost 2002).

1.2.3. Choix des variables au sein d'ORIGAMI2

Dans le cadre de notre travail de recherche, nous ferons intervenir quatre catégories de variables qui impactent sur le comportement du consommateur en magasin. La première catégorie concerne les variables démographiques, à savoir l'âge et le genre. Ces deux variables nous permettent de répondre à la problématique concernant l'identité du consommateur. La seconde catégorie de variables que nous sélectionnons concerne les variables psychologiques, à savoir le degré d'indécision. Le degré d'indécision est calculé suivant l'échelle de Frost & Shows (Frost & Shows 1993). Il permet de construire un modèle d'identification, a posteriori, des sujets à tendance indécise ou déterminée durant un acte d'achat. Le détail du calcul du degré d'indécision est donné en annexe 2. La troisième catégorie concerne les variables merchandising que sont le prix et le packaging. Elles servent à moduler les différents actes d'achat simulées en laboratoire. Enfin, la quatrième catégorie de variables concerne les variables environnementales et de situation, à savoir la liste de courses, la pression du temps et la possibilité de repartir avec un produit gratuit ou en promotion. Dans les protocoles expérimentaux, la liste des courses figure sur les consignes données aux sujets avant chaque expérience. Les interactions avec le produit peuvent se faire sans contact (prise d'information visuelle), ou avec contact (saisir le produit sur la gondole, sentir un échantillon, goûter un échantillon). Ces variables environnementales et de situation nous permettent de construire des modèles d'identification des types d'achat (chapitre 4).

Pour isoler les facteurs influençant le comportement des consommateurs, il est important de choisir la méthode de recueil de données la plus pertinente. Il en existe en effet une multitude. Par exemple, concernant l'identification de l'âge et du genre, une piste pourrait être l'utilisation de méthodes d'analyse d'images. En effet, toutes les surfaces de vente disposent de systèmes de surveillance vidéo. Il est également important de choisir ou de s'inspirer des méthodes qui cadrent le mieux avec notre problématique et les moyens technologiques dont nous disposons au sein du projet ORIGAMI2.

1.3. Méthodologies de recueil de données.

Recueillir des données comportementales est nécessaire en marketing. De tout temps, les acteurs de la grande distribution ont voulu mieux comprendre le consommateur (la demande) pour mieux vendre les produits (l'offre). Il existe différentes méthodologies de recueil de données en marketing comportemental. Les ouvrages de la littérature proposent également plusieurs façons de les classifier. Nous pouvons citer les travaux de Schmitt (Schmitt 2009), qui propose de les ranger des méthodes dites "indirectes" aux méthodes dite "directes". Les méthodes indirectes sont celles qui ne découlent pas d'une observation de ce qui se passe dans le magasin, mais étudient plutôt les flux sortants en termes d'achat. Les méthodes directes, elles, saisissent le comportement du consommateur sur le vif, tandis qu'il effectue ses achats. Dans notre travail, nous proposons une autre classification. Nous considérons les méthodes dites "non intrusives" des méthodes dites "intrusives". La première catégorie de méthodes concerne les techniques qui nécessitent une interaction du chercheur avec le sujet étudié. La seconde catégorie de méthodes concerne les techniques qui permettent de recueillir les données sans intervention du chercheur pendant l'observation du sujet, voire même à l'insu de celui-ci. Dans chacune de ces deux catégories, nous avons distingué deux sous-catégories : les méthodes dites "qualitatives" et les méthodes dites "quantitatives". En effet, suivant le type de support de recueil de données utilisé, les résultats pourront être chiffrés (i.e. quantitatives) ou non chiffrés (i.e. qualitatives).

1.3.1. Méthodologies intrusives

Les méthodes intrusives permettent originellement de recueillir des données qualitatives. C'est le cas des "focus groupes" et des observations directes des comportements. Par la suite, avec les avancées technologiques, on a vu l'émergence de méthodes intrusives permettant de recueillir des données quantitatives. C'est le cas des reconstitutions de magasin en laboratoire et des enquêtes par questionnaires.

"Focus groupes"

Le principe de la méthode du "focus groupe" est de réunir dans une pièce un groupe d'une dizaine d'individus, afin qu'ils mènent une discussion sur un produit. Ces personnes appartiennent à une même catégorie socioprofessionnelle. Par exemple, les mères seules âgées de moins de quarante ans et avec un revenu annuel brut de 20000 euros, ou alors des collégiens qui jouent aux jeux vidéo avec une fréquence minimale de 7 heures par semaine. Elles sont toujours dédommagées pour leur participation aux

expériences, financièrement ou avec des produits et des bons de réduction. Un modérateur, extérieur au groupe, est présent tout au long de la session ; son rôle est de gérer intelligemment la discussion sur le produit et veiller à ce que le temps de parole soit équivalent d'un sujet à un autre.

De manière générale, les chercheurs ne se trouvent pas dans la même scène que les sujets, et ce pour une raison évidente. Il faut en effet interagir le moins souvent avec les sujets afin de ne pas les perturber dans leur raisonnement.

Les expérimentations par "focus groupes" sont construites suivant quatre principales règles. (i) Les informations résultantes du "focus groupe" sont en quelque sorte meilleures que les informations résultantes de l'interview d'un seul individu. (ii) Les modérateurs sont cruciaux dans le processus de discussion. (iii) Souvent, les groupes sont constitués de 8 à 12 individus. (iv) Les participants devraient être de parfaits étrangers les uns par rapport aux autres.

La première règle découle généralement de l'idée intuitive que deux avis valent mieux qu'un et que les groupes qui bénéficient d'une certaine synergie permettant de générer des idées. Les "focus groupes" sont supposés fournir plus d'informations qui sont qualitativement différentes de celles qui auraient été obtenues en prenant la somme des résultats d'interviews individuelles (Goldman 1962). De plus, il y a une plus grande spontanéité au sein du groupe, due à un certain anonymat et le sentiment d'appartenance à un groupe (Hess 1968). En effet, la force du "focus groupe" est qu'elle permet aux gens de discuter de leurs vrais sentiments, selon leurs propres convictions et leurs propres mots (Zikmund 2009).

La seconde règle est que le rôle du modérateur est crucial si l'on veut extraire l'information désirée du focus groupe. L'expertise du modérateur, sa personnalité et les procédés qu'il utilise sont en effet cruciaux dans la gestion des interactions au sein du groupe. Les facteurs de l'expertise incluent une certaine habilité et une connaissance en sciences sociales et cliniques, ainsi qu'une certaine expérience sur les "focus groupes". De plus, le modérateur doit être à la fois capable de contrôler les participants les plus dominants tout en encourageant les participants les plus timides, de réguler les interactions, gérer les moments de silence et de contrebalancer son propre impact de meneur de jeu sur le groupe.

La troisième règle est que la taille idéale du groupe est comprise entre 8 et 12 membres (Merton & Kendall 1946) (Smith 1982). Néanmoins, d'autres études ont fait appel à seulement 5 membres (Sampson 1972), tandis que d'autres ont nécessité pas moins de 20 participants (Hess 1968). Selon les travaux de Wells (Wells & Prensky

1996), la taille idéale du groupe dépend de l'arrangement des sièges dans la pièce et du style de personnalité de l'interviewer, à savoir sa capacité à gérer un certain nombre d'individus.

Une quatrième et dernière règle est que les participants à l'expérience devraient être de parfaits étrangers les uns par rapport aux autres. La connaissance des uns des autres pourrait sérieusement modifier la dynamique du groupe et inhiber certaines réponses (Smith 1976). Payne (Payne 1976) invite à effectuer un filtrage dans des groupes qui, pour certaines raisons, pourraient biaiser les résultats. Selon elle, les participants venant d'un même voisinage géographique, d'une même église, d'un même club ou d'un même groupe ethnique ne sont pas désirables.

La technique du "focus groupe" était l'une des plus employées dans la recherche qualitative en marketing, jusque dans les années 2000. Originellement appelée "focussed interviews" (Merton & Kendall 1946), elle s'est démocratisée après la Seconde Guerre Mondiale grâce au domaine des sciences sociales. Son utilisation dans le domaine du marketing comportemental débute réellement dans les années 1970. Dans les années 2000 par exemple, on y accorde 80% des 1.1 billion de dollars annuels attribués à la recherche qualitative (Wellner 2003). Airbus, par exemple, a conduit près de 100 "focus groupes" par-delà le monde afin d'assister le développement de son nouveau super-jumbo jet (Lawler 2006).

La difficulté fondamentale dans les "focus groupes" réside dans le problème de la dépendance par rapport à l'observateur. Les résultats obtenus sont influencés par la subjectivité du chercheur. La seconde difficulté réside dans le choix du modérateur. En effet, en l'absence d'un modérateur suffisamment sensible et efficace, un participant autoproclamé pourrait dominer la session (Zikmund 2009). De ce fait, la technique du "focus groupe" est souvent utilisée comme étape préliminaire lors des campagnes marketings. Les résultats qui en découlent servent de base de départ pour une autre phase de recueil de données telle que l'enquête par questionnaires. Elle peut également être combinée à ces autres techniques pour enrichir la base de données (Threlfall 1999).

Observations directes des comportements en magasin

Le principe de cette première méthode est d'avoir des observations concrètes du comportement du consommateur en temps réel dans le magasin. La façon la plus précise d'avoir des informations sur la nature de son comportement est tout simplement d'être présent physiquement pendant qu'il effectue ses achats. Plusieurs travaux ont été faits dans ce sens.

De nombreuses recherches utilisent la technique du "Shopping With Customers" (SWC). Le chercheur va partager la vie des consommateurs afin de donner un sens à leur activité de shopping. Il les accompagne alors pendant leurs courses. Le protocole de la technique comporte un minimum de six étapes et est décrit dans (Otnes et al. 1995).

En premier lieu vient le recrutement de sujets volontaires ; des informations potentielles sont recueillies à travers un entretien téléphonique pour être sûr que les volontaires satisfont bien aux critères de l'étude.

Par la suite, une interview plus approfondie est menée afin de définir la démarche à suivre durant toute la durée de l'expérimentation. Aussi, le chercheur et le sujet définissent ensemble les périodes de courses ainsi que les lieux de rendez-vous ; il est également discuté des possibles accompagnants du sujet et/ou du chercheur. Celui-ci explique le principe de la prise de notes pendant la visite dans le magasin, afin de ne pas alarmer le sujet le jour J.

Après l'interview approfondie vient ce que l'on appelle la première phase de shopping. Elle débute soit dans les transports vers le magasin, soit directement sur le lieu de vente. Elle commence par des questions générales du type ("Qu'allez-vous acheter aujourd'hui ?"). Les sujets qui ont été abordés dans la seconde étape sont développés durant cette phase d'achat.

Il y a ensuite une seconde interview approfondie avec chaque participant. Du fait de la nature de la méthode, les interviews d'un sujet à l'autre ne suivent pas le même schéma. Elles servent à clarifier des questions spécifiques que les chercheurs ont pu se poser durant la première phase de shopping. A la fin de cette seconde interview, la prochaine phase de shopping est planifiée.

Dans la cinquième étape de l'expérimentation est réalisée la seconde phase de shopping, suivant la même procédure que la première. A ce niveau, un certain niveau de familiarité s'installe entre le chercheur et le sujet, celui-ci allant même jusqu'à le solliciter pour une aide physique (porter des sacs). Oakley (Oakley 1981) avance qu'il est pratiquement impossible pour le chercheur de demeurer neutre dans ce genre de situation. Hirschman et Holbrook (Hirschman & Holbrook 1986), quant à eux, avancent la nécessité d'être un minimum impliqué dans le phénomène étudié.

Enfin, après la seconde phase de shopping, la dernière étape consiste en une troisième interview approfondie. Elle a pour but de clarifier toute interrogation subsidiaire provenant du précédent séjour en magasin. Il est conseillé d'effectuer cet

entretien en personne, non au téléphone pour examiner les expressions faciales et le langage du corps.

Le premier inconvénient de cette technique est que l'expérimentation requiert un important investissement en temps et en argent. Il n'y a en effet pas de contrainte de durée ni durant les interviews, ni durant les phases de shopping. Le second inconvénient de la technique du SWC est qu'elle requiert une forte interaction entre le chercheur et le sujet. La difficulté dans le traitement des données consiste alors à minimiser l'impact de la présence du chercheur dans le comportement observé du consommateur. Afin de minimiser la perte de temps occasionnée par les multiples allers et venues de la maison vers les différents lieux de vente, une autre solution consisterait à reconstituer une surface de vente en laboratoire et d'y faire venir les sujets.

Reconstruction de la surface de vente en laboratoire

Les expérimentations en laboratoire permettent au chercheur de contrôler la situation de recherche de telle façon que les relations entre les variables puissent être évaluées. L'expérimentateur en marketing va manipuler une ou plusieurs variables indépendantes en maintenant constantes toutes autres possibles variables indépendantes, et observer leurs effets sur des variables dépendantes. Les variables indépendantes sont supposées expliquer les résultats observés à travers les variables dépendantes. Dans une expérimentation, les variables indépendantes sont contrôlées par le chercheur à travers des manipulations.

Quatre facteurs font qu'une expérimentation en laboratoire est correctement menée. Le premier facteur est le modèle théorique. Afin d'interpréter le résultat d'une expérimentation, les chercheurs doivent être capables de comparer les données à une vérité terrain. Les déviations systématiques par rapport à la théorie peuvent fournir des renseignements sur les facteurs manquant dans le modèle analytique, et ainsi aider à l'amélioration de celui-ci.

Le second facteur réside dans les données à analyser. Plus les données recueillies sont précises, plus le modèle est perfectible. En ce sens, le développement des outils de suivi permet de travailler non plus sur des données qualitatives, mais sur des données quantitatives relativement précises. C'est le cas des oculomètres pour le suivi du regard. Loin des premières techniques par EOG qui consistent à placer des électrodes autour de l'œil pour en mesurer les potentiels électriques (Fenn & Hursh 1936), les nouveaux oculomètres acquièrent des données avec des fréquences culminant à 500Hz. Ces oculomètres permettent aussi d'acquérir des données de manière non invasive (voir section [1.3.2](#))

En plus des facteurs sur le modèle théorique et sur l'outil d'acquisition de données, il est important de tenir compte de l'évaluation induite chez le sujet. Smith (Smith 1976) explique comment un dédommagement mineur (sous forme pécuniaire par exemple) peut être utilisé afin de contrôler les priorités des participants à l'expérience. Lorsque les participants sont récompensés en se basant sur leurs performances à l'expérience, les chercheurs ont des réponses plus claires sur la manière dont les sujets perçoivent leurs objectifs.

Le dernier facteur qui fait qu'une expérimentation en laboratoire est correctement menée réside dans le contrôle de l'environnement d'étude. Les options et informations stratégiques données aux participants devraient coïncider avec celles de l'environnement réel. Autrement dit, la mise en situation doit être conforme à celle de la vie quotidienne. Les chercheurs utilisent la plupart du temps des scénarios et donnent aux participants des consignes avant le début des expérimentations (Darke & Chung 2005). Dans le but de rendre l'environnement le plus réaliste possible, les chercheurs ont également souvent recouru à des stimuli sensoriels. Par exemple, Voss et al. (Voss et al. 1998), ou encore Grewal et al. (Grewal et al. 2003) utilisent comme protocole expérimental le visionnage d'une séquence vidéo sur un moniteur, ce qui donne au participant l'impression de se déplacer dans un vrai magasin. Certaines recherches vont même jusqu'à recréer partiellement (un ou deux rayons) une surface de vente en laboratoire (Spangenberg et al. 1996) ; le sujet est alors invité à s'y projeter comme s'il s'agissait d'un vrai magasin.

L'une des questions que l'on se pose souvent au sujet des expérimentations en laboratoire consiste à savoir si les résultats peuvent être transposés dans le monde réel. Smith (Smith 1982) soulève cette question avec la notion de "parallélisme" : la régularité comportementale persiste aussi longtemps que les conditions sous-jacentes pertinentes demeurent inchangées. Aussi, bien que la plupart des études expérimentales ont une forte validité interne du fait du contrôle sur l'environnement, elles possèdent néanmoins une faible validité externe.

Enquêtes par questionnaire

L'enquête par questionnaires est peut-être la technique la plus populaire dans la recherche marketing. L'enjeu est double : (i) décrire les caractéristiques qui différencient un groupe de sujets d'un autre groupe ; (ii) estimer la proportion de gens dans une population qui pensent se comporter d'une certaine façon. Plus large est l'échantillon du groupe testé, meilleure sera l'interprétation des résultats d'un point de

vue statistique. L'enquête par questionnaire est une technique permettant de recueillir des données de manière quantitative.

Chaque questionnaire est composé de questions simples et concises. Il existe trois grandes catégories d'enquêtes par questionnaires : les enquêtes en face à face, les enquêtes téléphoniques, les enquêtes électroniques.

La première catégorie permet de confronter le sujet aux produits dont on veut évaluer l'impact, à l'aide du packaging ou d'informations publicitaires par exemple. Elle permet de recueillir un feedback immédiat. Une interview sur site peut se terminer par une prise du numéro de téléphone du sujet, dans le but de valider les données ultérieurement avec un entretien téléphonique (Blankenship & Breen 1994).

La seconde catégorie d'enquêtes est moins coûteuse financièrement que la première. Elle évite au chercheur de se déplacer sur le lieu de vente ; le questionnaire peut se dérouler en dehors des plannings de shopping.

La troisième catégorie d'enquêtes est encore moins coûteuse que les deux premières, car elle ne nécessite pas que l'enquêteur et le sujet travaillent au même moment. Son avantage majeur est donc sa grande souplesse. Elle peut être conduite sous différents formats : des messages électroniques contenant le questionnaire ; des messages électroniques contenant un lien URL vers le questionnaire (Zhang 2000). Ces enquêtes sont accessibles via un réseau internet ou intranet (Kiesler & Sproull 1986) (Thach 1995). En outre, elles peuvent être facilement adaptées à la situation démographique, à la langue et à l'expérience d'achat du consommateur. Enfin, il n'y a pas de limite de temps autre que celle fixée par l'enquêteur pour clore son étude.

Bien que les questionnaires en face à face permettent de recueillir les impressions du sujet sur le vif, elles présentent l'inconvénient d'être extrême coûteuse en temps et en ressources humaines. Il en est de même pour les enquêtes téléphoniques. Concernant les enquêtes électroniques, l'inconvénient majeur réside dans l'incertitude face au nombre final d'individus participant à l'étude. Enfin, Gobb et Hoyer (Gobb & Hoyer 1985) ont montré qu'il est souvent difficile de corréliser les intentions de comportements recueillies par les questionnaires et les comportements réels en magasins, les premières pouvant différer des seconds.

1.3.2. Méthodologies non intrusives

Tout comme pour les méthodes intrusives, certaines méthodes non intrusives peuvent fournir des données quantitatives. C'est le cas des observations en milieu réel. Avec la miniaturisation des outils électroniques et mécaniques, les nouvelles méthodes

non intrusives permettent de travailler sur des données quantitatives. C'est le cas des méthodes par études de panels et les méthodes utilisant des systèmes de poursuite.

Observations en milieu réel

Les observations en milieu réel visent à étudier le comportement du consommateur pendant qu'il effectue ses courses dans le magasin, et sans qu'il ne s'en rende compte. Le plus souvent, l'observation est suivie d'un entretien visant à éclairer certains points ou à enrichir l'étude.

On distingue dans la littérature des travaux visant à modifier deux types de paramètres : les expériences qui touchent le produit directement et les expériences qui modifient l'environnement autour du produit.

Dans la première catégorie de travaux, on peut citer un résultat aujourd'hui très répandu sur l'emplacement des produits dans les rayonnages. L'étude consiste à placer le produit tour à tour sur la rangée du bas, celle du milieu puis celle du haut. Peter et al. (Peter et al. 1999) trouvent que l'attention du client est plus portée sur le rayonnage du milieu ; cela peut s'expliquer aussi par le fait que le rayonnage du milieu est celui qui se trouve proche de la position de confort du regard humain, c'est-à-dire que l'observation du rayonnage du milieu demande moins d'effort que l'observation des rayonnages du bas ou du haut. Sigurdsson et al. (Sigurdsson et al. 2009) avancent qu'il existe une corrélation positive entre la quantité d'attention accordée au produit se trouvant sur le rayonnage proche de la position de confort du regard humain et le chiffre d'affaire concernant cette catégorie de produits. Un autre paramètre d'étude concerne les prix des produits. Gaur et Fisher (Gaur & Fisher 2009) déclarent que sur 32 grandes enseignes de distributions, 90% mènent des expériences sur les prix. Ils mènent eux même une expérience sur trois produits dans différents magasins d'une grande enseigne de jouets. Les prix sont changés de telle manière que les consommateurs ne voient que les prix modifiés et ne puissent pas dire si le prix a été augmenté ou diminué. De la même façon, le choix des magasins participants est fait de sorte que les consommateurs ne puissent pas trouver les mêmes produits à des prix différents. Les auteurs montrent que, dans certains cas, la demande d'un produit augmente avec le prix de ce produit. Cela vient du fait que le prix intervient comme un indicateur de qualité. En effet, lorsque le consommateur est dans l'incapacité de juger la qualité d'un produit (vin, électroménager), il se réfère souvent au prix.

La seconde catégorie des expérimentations en milieu réel vise à modifier l'environnement et ainsi les perceptions sensorielles du consommateur. Par exemple, Morrison et al. (Morrison et al. 2011) testent les effets de la musique (volume faible ou

volume fort) et de l'arôme diffusée dans le magasin (présence/absence de l'arôme vanille) sur les acheteurs âgés entre 15 et 25 ans. Les résultats montrent que la combinaison d'un certain niveau sonore et de l'arôme vanille dans le magasin a un impact sur les émotions du consommateur et son niveau de satisfaction. De la même manière, Michon et al. (Michon et al. 2005) mènent une étude de l'impact, sur le comportement d'achat, des odeurs et de la densité humaine dans une surface de vente. Les consommateurs ne sont pas conscients d'être observés ; les auteurs font varier l'ambiance odorante une semaine sur deux et effectuent leur mesure à différents moments de la journée et donc pour différents niveaux de fréquentation du magasin (faible, moyen, élevé). Les auteurs trouvent que lors que la densité humaine est moyenne, l'ambiance odorante affecte positivement la perception qu'a le consommateur de la surface de vente. De la même manière, une perception favorable de la surface de vente influence la perception de la qualité du produit. Enfin, Brengman et al. (Brengman et al. 2012) étudient l'impact des espaces verts à l'intérieur du supermarché. Ils font varier conjointement l'aménagement de l'environnement (épuré/complexe) et la présence de végétation dans le magasin (présente/absente). Ils trouvent que bien que l'introduction de plantes n'évoque pas de sentiment d'excitation chez le sujet, il contribue à l'apparition d'un sentiment de plaisir ainsi qu'à la réduction du stress.

Bien que la question sur l'efficacité de la mise en situation ne se pose pas ici, un problème majeur concerne l'isolation et le contrôle sur toutes les variables étudiées. En effet, le consommateur étant livré à lui-même. La seule interaction avec le chercheur intervient après l'acte d'achat ou à la sortie du magasin.

Etudes de panels

Les données de panels constituent la plus abondante source de données pour la recherche en marketing. Elles sont en effet en constante augmentation, grâce à la combinaison des cartes de fidélité et des inventaires de magasin. Il s'agit tout simplement de dénombrer ce qui a été acheté par les consommateurs.

L'une des finalités des études de panels repose sur la notion de fidélité du consommateur. La vraie fidélité implique une répétition du nombre de visites dans un magasin donné, accompagnée d'une certaine résistance aux contre-persuasions des enseignes concurrentes. Les premières études de panels ont été effectuées via des questionnaires et donc intrusives (Morgan & Hunt 1994) (Lessne & Didow 1987). Les récentes études de panels mettent en œuvre des outils informatiques. Drèze et al. (Drèze et al. 2004), par exemple, étudient l'impact des promotions sur les ventes en

magasin. Les données sont récoltées dans une population de 25000 ménages et sur une durée d'un an. Elles proviennent des cartes de fidélité. Les auteurs mettent en évidence le fait suivant : bien que l'augmentation des dépenses des ménages soit positivement liée aux promotions, elle s'accompagne d'une redistribution significative parmi les différentes catégories de produits.

De plus en plus, grâce aux cartes de fidélité personnalisées des magasins, les données de panels peuvent être utilisées pour construire des modèles centrés sur l'individu. Ainsi, Liu (Liu 2007) étudie les effets à long terme des programmes dits "de fidélisation" sur le comportement d'achat du consommateur ainsi que sur sa fidélité. Le protocole est mené dans une grande enseigne de distribution, sur mille consommateurs. L'expérience consiste en un système de récompenses sous deux formes. Tout d'abord, chaque achat rapporte des points. Accumuler un certain nombre de points donne droit à des bons d'achats. Ensuite, le consommateur reçoit un dollar pour cent dollars dépensés dans le magasin. L'auteur constate deux points importants. D'une part, les consommateurs qui étaient des acheteurs réguliers au début du programme de fidélisation ont tendance à réclamer leur récompense à la fin du programme. D'autre part, les consommateurs dont les habitudes d'achat étaient initialement modérées ou faibles se sont mis à plus consommer et à se fidéliser au magasin. Plus tard, Meyer-Waarden (Meyer-Waarden 2013) mène une étude concernant l'impact des promotions personnalisées sur la fidélité des consommateurs et la valeur perçue des produits achetés. L'expérience est réalisée au niveau des aires d'embarquement d'un aéroport. Elle consiste en un questionnaire portant sur l'utilisation des produits achetés par le consommateur, sur la valeur que celui-ci accorde aux récompenses des compagnies aériennes, ainsi que sur l'impact de ces récompenses sur sa fidélité. L'auteur avance que les récompenses/promotions génèrent un acte d'achat chez le consommateur, dès lors que le produit cible entre dans la catégorie des produits que le consommateur a l'habitude d'acheter.

Bien que fournissant des données extrêmement précises et chiffrées, les méthodes basées sur les études de panels considèrent les magasins comme des boîtes noires. De ce fait, tout le processus décisionnel ayant mené le produit jusqu'à la caisse du magasin est ignoré. En d'autres termes, il n'y a pas d'analyse possible des processus comportementaux dans le magasin même.

Méthodes utilisant des systèmes de poursuite

Avec l'évolution des nouvelles techniques ces dix dernières années, comme par exemple la banalisation des téléphones dernières générations et la démocratisation de

l'accès à internet, on voit apparaître une nouvelle catégorie d'acheteurs. Ils ont la possibilité d'acheter les produits depuis leur salon ou dans la rue depuis leur téléphone portable. On peut donc citer deux types de méthodes utilisant des systèmes de poursuite : celles qui analysent le comportement du consommateur dans le magasin physique et celles qui analysent le comportement du consommateur en dehors du magasin physique ou sur les magasins en ligne.

La première catégorie de méthodologies concerne essentiellement le suivi des sujets dans les surfaces de vente. Un moyen d'enregistrement efficace des trajectoires est la technologie RFID (Radio Frequency Identification). Elle consiste en l'installation de puces électroniques sur les chariots et les caddies du magasin. Hui et al. (Hui et al. 2009) représentent l'intérieur du magasin comme un graphe. Les nœuds correspondent aux points d'arrêt possibles des consommateurs, à savoir devant chaque rayonnage ou au niveau de la caisse ; les arêtes représentent les transitions entre ces points d'arrêt. Le trajet du sujet est alors représenté comme une marche aléatoire sur graphe. Skogster et al. (Skogster et al. 2007) modélisent l'activité à l'intérieur du magasin comme sous la forme de carte de chaleur à différents moments de la journée. Un autre moyen d'enregistrement des trajectoires est l'outil vidéo, comme proposé par Sicre et Nicolas (Sicre & Nicolas n.d.). Les auteurs décrivent une méthode de détection automatique des actions élémentaires telle que la proximité du sujet avec le stand d'exposition ou le contact d'une partie du corps avec le produit (acte de préhension).

La seconde catégorie de méthodologies a vu le jour avec la naissance des magasins en ligne et la possibilité de faire ses courses sans se déplacer. Une des techniques consiste à analyser les informations provenant d'un clavier d'ordinateur ou de la souris. Jansen et Spink (Jansen & Spink 2009) proposent une analyse des clics du sujet sur des pages web ; sur ces pages figurent des liens vers des sites sponsorisés et des liens vers des sites non sponsorisés. Etcheverry et al. (Etcheverry et al. 2012) proposent l'utilisation de l'oculomètre et étudient les différences de stratégie d'exploration entre des jeunes internautes et des internautes plus âgés.

Les recherches utilisant des outils technologiques avancés donnent accès à des données quantifiables. La grande difficulté consiste à donner un sens à ces mesures.

1.4 Approche proposée

Notre travail, qui consiste à analyser le comportement des consommateurs en situation d'achat, se situe dans les cadres de l'approche de l'homme économique, de l'approche comportementale et de l'approche cognitive. Comme évoqué dans

l'introduction de ce manuscrit, analyser le processus décisionnaire des consommateurs en linéaire se décompose en trois problématiques :

- Identifier le consommateur : quel est son âge ? Est-ce un homme ou une femme ?
- Estimer le degré ou la classe d'indécision du consommateur en fonction de ses hésitations, temps de fixation sur les différents produits, etc....
- Déterminer des comportements types en situation d'achat.

L'approche proposée suivra donc ces trois questionnements et est illustrée dans la figure suivante.

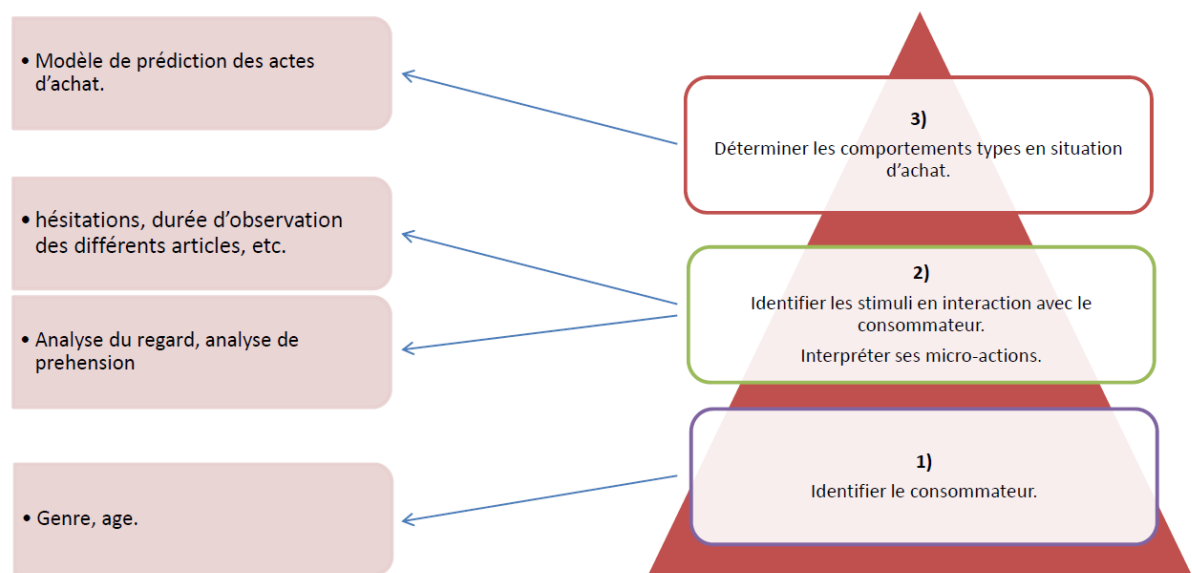


Figure 1-1. Approche proposée

Concernant l'identité du sujet, les approches qui engendrent le moins d'erreur sont sans conteste les approches intrusives. Dans les "focus groupes", les reconstitutions en laboratoire et les enquêtes par questionnaires, il suffit en effet d'interroger directement le sujet. Néanmoins, ces méthodes intrusives sont à éviter si l'on veut construire des modèles prédictifs, pour deux raisons. La première est que ces modèles nécessitent d'extraire des descripteurs. La durée d'extraction demanderait un temps extrêmement long, l'extraction étant effectuée par les expérimentateurs. La seconde raison est que l'on doit pouvoir transférer la méthodologie en situation réelle. Or, dans une surface de vente, il n'apparaît pas judicieux d'arrêter chaque consommateur afin de le questionner sur son âge et son genre. Aussi, afin d'identifier les sujets, nous optons pour la méthode

non intrusive qu'est l'analyse d'images. En effet, toutes les surfaces de vente disposent de systèmes de surveillance vidéo. L'identification des consommateurs peut donc s'effectuer en analysant les visages des passants.

Nous décomposons la question de l'identité du consommateur en deux problématiques : identifier le genre et l'âge du sujet. La problématique du genre est une problématique à deux classes (masculin ou féminin). La problématique de l'âge est traitée selon les contraintes marketing du projet ORIGAMI2. L'une des finalités est en effet d'identifier la tranche d'âge du sujet. La segmentation en tranche d'âge est décrite ultérieurement.

L'étape suivant l'identification du consommateur consiste à estimer le degré d'indécision ou la classe d'indécision du sujet. Le choix se porte sur l'analyse du regard et l'analyse de la préhension. Parmi les micro-actions à étudier, il y a les instants de fixations qui sont synonymes d'instant de réflexion, et les oscillations d'un produit à un autre, synonymes, entre autres, d'hésitations. À partir des micro-actions, nous effectuons dans le chapitre 3 une analyse prédictive du degré d'indécision du consommateur. Nous déterminons le degré d'indécision au sens de Frost et Shows (Frost & Shows 1993). Notre première contribution consiste donc en une analyse non pas descriptive mais prédictive du degré d'indécision des consommateurs.

Les données sont acquises à l'aide d'outils de poursuite. Nous utilisons des oculomètres portatifs pour détecter la position du regard, et des capteurs de position pour le reste du corps. Bien que les expériences soient réalisées en laboratoire, elles sont parfaitement transposables en situation réelle. En effet, les dispositifs utilisés par Etcheverry et al. (Etcheverry et al. 2012) pour l'étude des stratégies exploratoires des jeunes internautes et des vieux internautes peuvent s'intégrer dans les rayonnages des supermarchés. En outre, ces dispositifs permettent de ne plus interagir avec le sujet durant toute la durée de l'expérience.

Après avoir identifié le sujet et estimé dans quelle mesure son comportement semble précis ou au contraire indécis, la dernière étape consiste en une classification des acheteurs. Nous proposons dans le chapitre 4 une démarche de classification des acheteurs avec un modèle prédictif semi-supervisé. Nous nous basons tout d'abord sur les variables merchandising données plus haut, à savoir les prix et les promotions. Lam et al. (Lam et al. 2001) montrent en effet qu'elles influent à la fois sur le montant de la dépense, l'acte d'achat ainsi que sur l'attraction en amont. Nous nous basons également sur le degré d'implication du sujet, car il s'agit d'un facteur important influant sur le comportement du consommateur. En effet, Smith (Smith 1976) explique comment un dédommagement mineur (sous forme pécuniaire par exemple) peut être utilisé afin de

contrôler les priorités des participants à l'expérience. Lorsque les participants sont récompensés en se basant sur leurs performances à l'expérience, les chercheurs ont des réponses plus claires sur la manière dont les sujets perçoivent leurs objectifs. Nous utilisons donc un système de dédommagements non pécuniaires. A l'instar de l'analyse du degré d'indécision du consommateur, l'analyse de types d'achat s'effectue avec la technologie d'eye-tracking.

CHAPITRE 2.

CLASSIFICATIONS EN GENRE ET EN TRANCHES D'ÂGE.

2.1. Contextes et problématiques

Dans le premier chapitre, nous avons effectué une revue des variables régissant le comportement du consommateur et avons distingué deux groupes : les variables environnementales et les variables propres au sujet. L'environnement d'une surface de vente est entièrement contrôlable par les acteurs de la grande distribution, mais pas l'affluence des clients. L'influence des variables environnementales sur les ventes est plus facilement quantifiable que l'influence des variables propres au sujet. Il est donc important pour le vendeur d'identifier les variables liées au sujet.

Nous proposons donc dans ce chapitre une solution pour l'identification de deux caractéristiques physiologiques qui régissent les comportements d'achat, à savoir l'âge et le genre du sujet. Ces deux caractéristiques sont évaluées par des techniques d'analyses d'images et d'apprentissage supervisé.

En analyse d'images, l'identification du genre est un problème de classification dichotomique (masculin ou féminin) dans laquelle la représentation de l'individu (généralement le corps ou une partie du corps captée par une caméra ou un microphone) est assignée à l'une des deux classes. Il s'agit d'une tâche facile pour les humains, mais difficile pour la machine. Identifier le genre d'un individu est très utile dans différents autres contextes. Dans les interactions Homme/Machine, par exemple, un robot intelligent peut être amené à d'abord identifier quel est le genre de l'individu pour mieux s'adresser à lui. C'est ce que proposent Bae et al (Bae et al. 2006) dans leurs travaux. L'interaction Homme/Machine développée ici est une aide à la navigation lors de la recherche de programmes télévisuels et de musiques. Dans le contexte de la biométrie, les modèles de reconnaissance de visages peuvent être entraînés sur chaque genre séparément, et ainsi améliorer les performances. Howard et Etter (Howard & Etter 2013) démontrent en effet que les taux de bonnes

identifications en biométrie dépendent des propriétés du sujet, telles que l'ethnicité, le genre ou encore la couleur des yeux. Enfin, dans le contexte de la publicité ciblée, certaines enseignes adoptent des stratégies particulières en fonction de la catégorie socioprofessionnelle visée. C'est le cas des industries du tabacs aux Etats-Unis d'Amérique, comme le souligne Brown-Johnson et al (Brown-Johnson et al. 2014). Les auteurs montrent que les industries ont une politique de séduction envers les femmes aux revenus modestes, notamment au travers d'envois de coupons de réduction.

Concernant la problématique sur l'âge dans le cadre du projet ORIGAMI2, l'accent est mis sur les tranches d'âge. En effet, les actions marketing des partenaires commerciaux sont basées sur la tranche d'âge plutôt que sur l'âge. Ces partenaires ont identifié cinq tranches d'âge allant de 20 à 60 ans. A l'exception de la tranche 'e', chaque tranche a une amplitude de 10 ans : la classe 'a' (20 à 29 ans), la classe 'b' (30 à 39 ans), la classe 'c' (40 à 49 ans), la classe 'd' (50 à 59 ans) et la classe 'e' (plus de 60 ans). Supposons qu'un individu entre dans une surface de vente et que son visage soit filmé par une caméra. Le but de notre travail est de proposer une méthode d'identification de la tranche d'âge du sujet en fonction uniquement d'une image de visage captée par la caméra. Il s'agit d'une tâche extrêmement complexe du fait de la contrainte sur les seuils entre les tranches d'âges. En effet, deux classes seront d'autant plus difficiles à distinguer qu'elles seront proches.

Après la présentation du contexte et de chacune des problématiques, nous pouvons brosser une revue des travaux portant sur l'identification du genre.

2.2. Etat de l'art sur l'identification du genre

Dans le cadre d'ORIGAMI2, l'un des objectifs est de parvenir à identifier le genre (homme ou femme) de chaque client qui pénètre dans l'enceinte d'un magasin, et ce à l'aide de capteur non-intrusif (caméra).

Nous effectuons dans cette section une revue de la littérature en nous basant non pas sur les techniques mises en œuvre, mais sur l'information qui est étudiée. En effet, sans interaction directe avec le sujet (dialogue), le genre de celui-ci ne peut être connu que par son apparence. Soit nous examinons son visage, soit nous examinons son corps et ses vêtements, soit nous examinons sa façon de se mouvoir dans l'espace. Les travaux de la littérature se divisent donc en trois approches : les approches basées sur le visage, celles basées sur le corps et celles basées sur la cinématique du corps.

Han et al (Han et al. 2009) avancent que les descripteurs de visage sont catégorisés en deux groupes : les descripteurs locaux et les descripteurs globaux. Les auteurs proposent une liste de facteurs qui caractérisent le passage d'un visage masculin à un visage féminin. Ils notent que les sourcils masculins sont plus denses que les sourcils féminins. Ils notent également que le nez féminin est plus petit que le nez masculin, avec un pont nasal également plus petit. Les descripteurs géométriques ou locaux sont extraits à partir des principales régions faciales qui sont : la bouche, les yeux, le nez, le front et le menton. Fellous et al. (Fellous 1997) obtiennent un taux d'identification de 90% en établissant 22 distances normalisées. Li et al (Li et al. 2012) utilisent, en plus des composantes faciales, les informations provenant de la chevelure. Shan (Shan 2010) localise les zones faciales en utilisant la méthode des contours actifs (Active Shape Model, ASM) et extrait les informations géométriques en utilisant les motifs binaires locaux (Local Binary Pattern, LBP).

Les descripteurs globaux sont extraits à partir du visage entier, et non plus à partir des zones caractéristiques du visage. Nazir et al (Nazir et al. 2010) utilisent une transformée en cosinus discret (Discrete Cosine Transform, DCT) ainsi qu'un classifieur basé sur les K-plus proches voisins pour effectuer la détection du genre. Rai et Khanna (Rai & Khanna 2010) proposent la transformée en ondelettes mais leur approche est sensible à la pose du sujet. Ullah (Ihsan Ullah 2012) propose d'utiliser les descripteurs locaux de Weber (Weber's Local Descriptor, WLD) à la place des descripteurs de texture conventionnels pour améliorer la détection du genre. Xu et al (Xu et al. 2008) fusionnent les descripteurs globaux et les descripteurs locaux. Les descripteurs d'apparence sont extraits en utilisant les ondelettes de Haar. Les descripteurs géométriques sont extraits à l'aide de modèles d'apparence actifs (Active Appearance Model, AAM). Leur méthode est robuste face aux variations de luminosité, de pose et d'expression du visage.

La seconde approche d'identification du genre d'un individu est basée sur l'analyse du corps ou d'une partie du corps. A cause de différents aspects, il s'agit d'une approche difficile. En gardant des éléments tels que la forme du corps ou le style des cheveux, des informations additionnelles telles que les accessoires et les vêtements sont utilisés pour inférer le genre. Les facteurs basiques qui font de cette approche une tâche ardue sont les suivants. Tout d'abord, il existe une grande variété de styles de vêtements au sein d'un même genre. Ensuite, Il y a une similarité de style vestimentaire entre les deux genres. Il y a également une similarité au niveau de la coiffure. Certaines femmes adoptent une coupe très courte par exemple. On peut aussi

citer les différences apportées par les conditions d'acquisition des images. Cao et al (Cao et al. 2008) proposent une approche pour identifier le genre à partir d'images du corps, en alignant et en extrayant des patches dans la base d'apprentissage. Les descripteurs sont extraits en utilisant des histogrammes de gradients orientés.

L'approche basée sur la cinématique permet d'identifier le genre d'une personne à partir de vidéos de marche, d'escalade ou de courses. Il y a un grand avantage à utiliser cette approche par le fait que la capture des images peut s'effectuer à grande distance, avec les outils actuels de prises de vue. L'approche basée sur la cinématique du corps est aussi utile lorsque la tête du sujet n'est pas visible ou partiellement occultée ou alors lorsque les images sont fortement bruitées. Il y a cependant de nombreux facteurs à prendre en compte dans cette approche : la surface de marche, les objets en interaction avec le sujet, la fatigue, etc. Hu et al (Hu et al. 2010) font remarquer que le taux d'identification décroît lorsque le sujet porte un sac ou un manteau. Sabir et al (Sabir et al. 2013) utilisent trois types de descripteurs : un modèle spatio-temporel, une détection des jambes et un modèle d'ondelettes. Ils combinent les K-NN et les SVM pour atteindre un taux de bonnes identifications de 96.47% sur la base de données CASIA B. Dans (Nazir et al. 2010), par exemple, les auteurs proposent une extraction de descripteurs faciaux globaux basés sur la Transformation en Cosinus Discret (DCT). C'est une technique robuste aux variations d'intensité, mais qui ne classifie les genres qu'en vue frontale et échoue lorsqu'il y a des occlusions. Khaung Tin (Khaung Tin 2012) propose l'utilisation de l'ACP pour extraire des descripteurs d'apparence. Les résultats sont robustes en présence de bruit et de variations faciales.

La seconde observation quant aux techniques d'identification du genre par analyse des visages est liée à la diversité des descripteurs utilisés. Aman et al (Chadha et al. 2011) utilisent la DCT pour extraire des descripteurs globaux (visage entier) et locaux (œil, nez et bouche).. Dans (M. S. Saleem Basha 2012), les auteurs extraient des descripteurs par Transformée en Ondelettes Continue (CWT), peu coûteuse en temps de calcul. Rahman et Chowdhury (Md. Hafizur Rahman, Suman Chowdhury 2013) proposent une classification en genre d'images couleurs en utilisant un filtre de Gabor et les SVM.

La littérature présente de nombreuses techniques quant à l'identification du genre par analyse des visages. Nous en avons tiré une observation importante pour notre choix de méthodologie. Les techniques basées sur le corps et la cinématique de celui-ci sont extrêmement coûteuses en temps de calcul, en comparaison aux techniques uniquement basées sur le visage. De plus, ces techniques sont moins performantes que les premières.

Dans le projet ORIGAMI2, nous optons donc pour l'identification du genre par analyse des visages.

Concernant les descripteurs, nous nous affranchissons des méthodes basées sur des mesures géométriques comme celles présentées dans l'état de l'art. Ces méthodes restent sensibles aux différents bruits et à la position des visages. Pour ces mêmes raisons, nous ne pouvons pas appliquer les méthodes basées sur les modèles d'apparence. Rappelons que notre système d'identification de l'âge est dédié à une utilisation en situation réelle où ni les personnes et ni les conditions de prise de vue sont contrôlées. L'acquisition des données se fait de manière non intrusive dans les locaux des partenaires industriels. Des caméras incorporées dans le rayonnement capturent les visages sans gêner le déroulement des achats du client.

2.3. Etat de l'art sur l'identification de la tranche d'âge

Le processus de vieillissement lié à l'âge est variable non seulement d'une communauté ethnique à une autre, mais également au sein même de ces communautés. Ce processus est également déterminé par des facteurs externes tels que la santé, le style de vie, la localisation géographique et les conditions météorologiques. De ce fait la question « comment trouver une bonne représentation en terme de descripteur du processus de vieillissement lié à l'âge » demeure un problème ouvert. Néanmoins, nous pouvons recenser dans la littérature trois courants de méthodologies d'extraction de descripteurs pour l'estimation de l'âge des individus à partir d'images de visages.

Le premier courant regroupe les approches basées statistiques. Geng et Smith-Miles (Geng and Smith-Miles 2009) proposent ce qu'il nomme la méthode du sous-espace des descripteurs du vieillissement (AGing pattErn Subspace, AGES). L'idée de AGES est de modéliser les descripteurs du vieillissement, qui sont définis à partir d'une séquence d'images rangée de manière chronologique pour chaque individu. Cela signifie qu'il faut avoir, pour chaque individu de la base d'apprentissage, plusieurs images à des âges différents. Dans d'autres travaux majeurs (Guo, Fu, Huang, et al. 2008) (Guo, Fu, Dyer, et al. 2008), Guodong Guo et al. comparent trois méthodes usuelles de réduction de dimension, à savoir l'ACP, le LLE (Locally Linear Embedding) et l'OLPP (Orthogonal Locality Preserving Projections). Selon la distribution des données dans le sous-espace OLPP, les auteurs proposent d'utiliser le LARR (Locally Adjusted

Robusted Regression) pour l'apprentissage et la prédiction de l'âge, en se basant sur la SVR (Support Vector Regression).

Le second courant regroupe les travaux basés sur les modèles d'apparence. Utiliser l'apparence est l'idée la plus intuitive dans tous les travaux d'analyse d'images de visages. Young H. Kwon et al (Kwon & Lobo 1999) utilisent des descripteurs visuels du vieillissement pour construire un modèle anthropométrique. Dans un premier temps, des mesures calculées à partir des dimensions des yeux, du nez, de la bouche et du menton. Les ratios entre ces mesures sont calculés pour différencier différentes tranches d'âges. Dans un second temps, une carte de la géographie des rides est utilisée pour guider la détection et la mesure des rides. Jun-Da Txia et al. (Txia & Huang 2009) proposent une méthode d'estimation de l'âge en utilisant les modèles d'apparences actives (Active Appearance Model, AAM) afin d'extraire les régions servant pour les descripteurs de rides. Shuicheng Yan et al. (Yan et al. 2008) présentent un modèle basé sur des patches et qu'ils appellent Patch-Kernel. Cette méthode est destinée à caractériser la divergence de Kullback-Leibler entre modèles qui dérivent du modèle gaussien global (Global Mixture Model, GMM), en utilisant le maximum à postériori (Maximum a Posteriori, MAP) pour tout couple d'images. La puissance de discrimination est ensuite accrue en utilisant un processus de weak learning. Un noyau de régression est utilisé pour estimer l'âge.

Le troisième courant comprend les méthodes basées sur l'analyse fréquentielle. En traitement d'image et reconnaissance de formes, l'analyse fréquentielle est l'une des approches les plus populaires pour extraire des descripteurs. Guo et al. (Guo et al. 2009) proposent des descripteurs directement calqués sur la biologie pour la prédiction de l'âge à partir des visages. Contrairement à leurs travaux antérieurs dans (Guo, Fu, Dyer, et al. 2008) (Guo, Fu, Huang, et al. 2008), les auteurs simulent le processus de vieillissement humain à l'aide de modèles bio-inspirés, en appliquant des filtres de Gabor. Un filtre de Gabor est un filtre linéaire utilisé en traitement d'images pour effectuer de la détection de contours. Les représentations en fréquence et en orientation des filtres de Gabor sont en effet similaires à celles du modèle visuel humain.

Après la présentation des trois grands courants d'identification de l'âge classés en fonction du type de descripteurs, nous allons voir maintenant que cette question peut être abordée soit comme un problème de régression, soit comme un problème de classification.

Initialement, les travaux sur l'âge reposent sur la modélisation du processus de vieillissement ; ils considèrent donc l'âge comme une variable continue. Sirovich et Kirby (Sirovich & Kirby 1987) (Kirby & Sirovich 1990) utilisent la PCA pour

représenter efficacement les images des visages humains. Ils avancent que toute image de visage peut être approximativement reconstruite à partir d'une somme pondérée d'une petite collection d'images définissant une base ("eigenimages"), ainsi que d'une image moyenne du visage. Dans (Htake & Tin 2012), les auteurs proposent la PCA pour effectuer une estimation des effets du vieillissement sur les visages. Ils utilisent à la fois des informations de forme et de texture, à l'aide de modèles actifs d'apparence (Active Appearance Model). Dans (Nkengne et al. 2011), les auteurs construisent ce qu'ils appellent un modèle facial supervisé. Basé sur la régression des moindres carrés partiels (PLS), leur modèle décrit les changements qui sont liés à la couleur et à la texture du visage, à la forme et aux proportions des descripteurs du visage. Plus récemment, Günay et Nabiyevev (Günay & Nabiyevev 2015) proposent de décrire les images en combinant des descripteurs globaux (AAM) aux descripteurs locaux (2D-DCT). Après une réduction de dimension par ACP, ils estiment l'âge par régression linéaire multiple. Han et al (Han et al. 2014) combinent des classifieurs binaires SVM en entrées d'un arbre de décision pour obtenir une prédiction de l'âge. Ils utilisent un algorithme récursif pour déterminer les zones les plus informatives et montrent que les zones de saillance se trouvent aux alentours des yeux et du nez. Guo et Mu (Guo & Mu 2014) effectue une analyse comparative de méthodes de régression linéaire (PLS) et non linéaire (CCA). Ils constatent par exemple que la méthode par CCA permet de travailler sur des dimensions moindres.

L'identification de la tranche d'âge est abordée directement comme étant un problème de classification, en utilisant des classifieurs standards. L'estimation de l'âge est faite en extrayant des sacs de mots (Bag of Features) à partir de chaque tranche d'âge (Peng et al. 2012) . C'est le cas également pour Kwon et al. (Kwon & Lobo 1999), qui combinent la détection des rides, obtenues par la technique des contours actifs, avec les distances géométriques calculées sur le visage. C'est aussi le cas pour Meinedo et al.(Meinedo & Trancoso 2011). Ici, les auteurs distinguent quatre classes ('enfant', 'jeune adulte', 'adulte' et 'senior'). Ils utilisent un SVM comme classifieur mais ils se heurtent au problème de distinction des classes adjacentes. Choi et al. (Choi et al. 2011) utilisent les LBP (les motifs binaires locaux) en combinaison avec un filtre de Gabor pour extraire des informations sur l'âge ; ils emploient ensuite une méthode de classification hiérarchique basée sur le SVM et la SVR. Le SVM fournit une probabilité d'appartenance à une tranche d'âge. La SVR fournit l'âge du sujet en fonction de la tranche d'âge à la sortie du SVM. Pirozmand et al. (Pirozmand et al. 2011), quant à eux, proposent la combinaison de l'analyse discriminante linéaire

(Linear Discriminant Analysis) et de la PCA dans le but de renforcer la séparation des classes. Ils utilisent une distance euclidienne dans leur problème de classification en trois tranches d'âge. Plus tard, Izadpanahi et Toygar (Izadpanahi & Toygar 2014) proposent une méthode d'identification des tranches d'âge basée sur des descripteurs géométriques traduisant les effets anthropométriques de l'âge sur les visages (analyse des rides) et un classifieur SVM. Luo et al (Luo et al. 2013) implémentent également des classifieurs SVM, mais utilisent des descripteurs de Haar. Klare et al (Klare et al. 2012), enfin, proposent d'étudier l'influence de l'origine ethnique sur le taux de bonnes identifications de la tranche d'âge. Ils trouvent qu'une répartition équitable des origines ethniques au sein d'une base d'apprentissage assure de meilleures prédictions de la tranche d'âge sur des visages nouveaux.

Les solutions apportées par chacune des deux approches (régression ou classification) sont diverses et équivalentes. Les résultats présents dans la littérature dépendent fortement des bases de données utilisées. Le principal défi dans notre cas est lié aux contraintes des classes artificielles imposées par les partenaires industriels du projet ORIGAMI2. Aussi, même avec des résultats satisfaisants en régression (une erreur moyenne absolue de l'ordre de 6 ans pour (Song et al. 2011) et de 3.5 ans pour (Montillo & Ling 2009)), nous rencontrons le problème de classification des individus en début ou fin de classe. Nous nous attendons à trouver un individu de 29 ans classé dans la tranche des 21 à 30 ans, même si structurellement, le visage d'une personne de 29 ans est plus proche de celui d'une personne de 30 que celui d'une personne de 21 ans. Concernant l'approche classification, nous faisons face au problème des classes adjacentes, comme relaté dans (Meinedo & Trancoso 2011) . Il est plus simple de différencier un trentenaire d'un septuagénaire, que de distinguer un trentenaire d'un quarantenaire.

Néanmoins, nous testerons les deux approches avant de proposer une approche hybride.

2.4. Identification du genre

2.4.1. Approche proposée

La Figure 2-1 détaille les étapes de notre approche d'identification du genre.

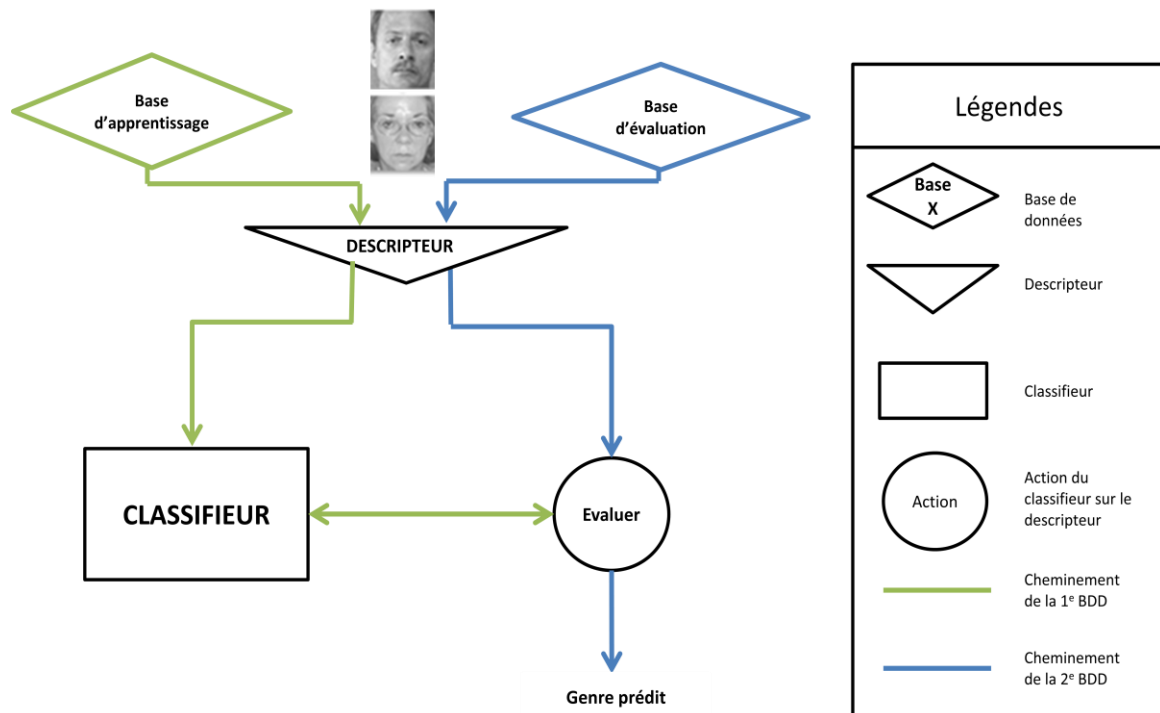


Figure 2-1. Approche Régression.

L'étude de l'état de l'art nous a permis d'analyser les méthodes d'identification du genre les plus populaires. Nous avons constaté les problèmes difficiles auxquels elles sont confrontées qui n'ont pas encore été résolus (la partie du corps à analyser, le choix des descripteurs, etc.).

Pour notre application, nous avons retenu l'analyse faciale pour l'identification du genre. La principale difficulté de travailler sur les visages est liée non seulement à la variabilité physiologique au sein de la population (origine ethnique, âge), mais également à une variabilité quant aux accessoires portés par les sujets (lunettes, maquillage, bijoux). Pour remédier à ce problème, nous avons utilisé une base de données 5000 visages qui intègrent toutes ces variations.

Pour pallier aux variabilités au sein d'individus d'un même genre, le choix du descripteur est important. De manière générale, une représentation pertinente et fiable de l'image doit satisfaire à plusieurs exigences, tels que l'invariance, l'unicité, la stabilité (Choksuriwong et al. 2005). Si deux visages sont identiques alors leur représentation devrait être la même et devrait être invariante par rapport aux transformations isométriques (translation, rotation). L'unicité veut dire que si deux visages sont différents, ils devraient avoir des représentations différentes. L'unicité dénote le fait que si deux visages ont une petite différence, alors leur représentation devrait avoir une petite différence. Inversement, si deux représentations ont une petite différence, alors les visages qu'ils représentent devraient avoir aussi une petite

différence. Une représentation stable veut dire une représentation qui est insensible au bruit. Le descripteur devrait représenter la forme d'un objet dans plusieurs niveaux d'abstraction et devrait contenir des informations sur les différentes régions du visage.

La représentation sur laquelle nous nous basons, le LBP, est un excellent candidat car il réunit la plupart de ces exigences. Il s'agit tout d'abord d'un descripteur de texture, présenté sous la forme d'un histogramme. Cela résout le problème lié aux transformations isométriques. Nous proposons de construire, pour chaque image, un histogrammes multi-échelles et multi-niveaux de blocks de LBP (Multi-Scale and Multilevel Histogram of Blocks of Local Binary Patterns, MMHLBP(Paris & Gloti 2010)(Zhang et al. 2007)). En outre, le MMHLBP apporte trois sortes d'informations : (i) les motifs binaires locaux contribuant à chaque histogramme donnent de l'information sur chaque pixel, (ii) chaque histogramme fournit la représentation d'une sous-région (ou patch) précise du visage, (iii) chaque niveau de l'échelle du MMHLBP fournit une représentation globale du visage à un certain niveau de détail (selon la dimension du patch) ([annexe 1](#)).

Les descripteurs une fois générés servent à construire notre modèle d'apprentissage. Depuis longtemps, les chercheurs en vision par ordinateur traitent le problème de la reconnaissance de formes en construisant des modèles. Les méthodes employées visent à connaître quel type d'entité (en l'occurrence, ici, le genre) est présent sur l'image. Le système suit une phase d'apprentissage puis une phase d'évaluation. Dans la phase d'apprentissage, les formes de référence sont décrites en termes de paramètres discriminants (en l'occurrence, ici, les MMHLBP). Dans la phase d'évaluation, de nouvelles données sont traitées pour en tirer une série de descripteurs de même nature, afin de les comparer aux attributs des formes de références.

Le problème qui nous concerne est un problème de classification supervisée, c'est-à-dire un problème pour lequel l'utilisateur connaît l'information que le système utilise pour l'apprentissage. Nous disposons donc d'un ensemble de vecteurs étiquetés (dans notre cas, à l'aide du MMHLBP), qui vont être présentés au classifieur afin que celui-ci puisse en déduire une règle de décision en optimisant un certain critère. Lorsque la décision est binaire, comme dans notre cas, la règle de décision peut s'apparenter à la recherche d'une marge optimale pour la séparation des deux classes.

Pour cela, nous avons choisi d'utiliser un Séparateur Vaste Marge (SVM) pour notre application. Cette méthode s'inspire directement des travaux de Boser et al (Boser et al. 1992) portant sur la théorie de l'apprentissage. Cette approche formule le problème de discrimination comme un problème d'optimisation quadratique sous-contrainte (Vapnik 1998). Elle produit ainsi des hyperplans séparateurs de marge maximale, la

marge définissant la distance entre l'hyperplan et les observations les plus proches de celui-ci, qui constituent les vecteurs supports. Le principal avantage de l'algorithme SVM est qu'il permet de traiter un problème de classification non linéaire, en projetant les données dans un espace de plus grande dimension. Depuis une quinzaine d'années, cet algorithme devient largement utilisé dans de nombreux types d'applications et s'avère être un algorithme très performant qui s'adapte à des situations très diverses. Il est présent dans des problématiques de suppression de bruit sur les images (Lin 2011) jusqu'aux problématiques d'apprentissage (Guo & Wang 2015), en passant par la reconstruction de formes multidimensionnelles (Lecron et al. 2013).

Afin de mesurer l'impact de la variabilité en âge sur la qualité de l'identification du genre, nous décomposerons notre travail en deux études. Une étude que nous appelons « validation interne » en tranches d'âge, et une étude que nous appelons « validation externe » en tranches d'âge. Dans le cas de la « validation interne », le modèle est appris sur la même tranche d'âge que celle utilisée pour l'évaluation. Dans le cas de la « validation externe », les visages à évaluer n'appartiennent pas à la même tranche d'âge que les visages utilisés pour l'apprentissage du modèle.

2.4.2. Résultats « Validation interne »

Nous présentons les résultats de la validation interne, à savoir au sein d'une même tranche d'âge.

Le Tableau 2-1 montre les performances du classifieur pour le cas où le modèle est construit à partir de toutes les tranches d'âge. La base d'images est composée de 2500 hommes et 2500 femmes dont les âges varient de 20 à 80 ans. Les résultats sont obtenus par 5 validations croisées. La base initiale est partagée en 5 ensembles. A chaque étape, le modèle est construit sur 4 ensembles et testé sur le 5^e.

		Classe prédite	
		Homme	Femme
Vérité terrain	Homme	95.94	4.06
	Femme	3.91	96.09

Tableau 2-1. Matrice de confusion du classifieur. Cas du modèle unique.

Sur 100 hommes en moyenne, 4.06 sont étiquetés comme étant des femmes par le classifieur. Et sur 100 femmes en moyenne, 96.09 sont correctement identifiées comme étant des femmes.

Nous avons refait la même procédure, mais sur chaque tranche d'âge séparément. Pour chaque tranche d'âge, nous avons environ 500 éléments pour la classe « *homme* » et 500 pour la classe « *femme* »

Le Tableau 2-2 récapitule les matrices de confusion du classifieur pour chacune d'elles. Les résultats sont également obtenus par 5 validations croisées.

	Tranche a 20-29	Tranche b 30-39	Tranche c 40-49	Tranche d 50-59	Tranche e > 60
Effectifs	$\begin{bmatrix} 494 & 6 \\ 3 & 497 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 477 & 18 \\ 19 & 480 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 465 & 27 \\ 18 & 479 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 455 & 33 \\ 27 & 461 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 452 & 35 \\ 28 & 446 \end{bmatrix}$
Pourcentages	$\begin{bmatrix} 99.8 & 1.2 \\ 0.6 & 99.4 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 96.4 & 3.6 \\ 3.8 & 96.2 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 94.5 & 5.5 \\ 3.6 & 96.4 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 93.2 & 6.8 \\ 5.5 & 94.5 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 92.8 & 7.2 \\ 5.9 & 94.1 \end{bmatrix}$
Pourcentages globaux	99.10	96.28	95.45	93.85	93.44

Tableau 2-2. Performances du classifieur pour chaque tranche d'âge.

Le premier constat que l'on peut faire est que l'identification du genre d'un sujet à partir de son visage est d'autant plus performante que le sujet est jeune. En effet, le pourcentage de bonnes identifications passe graduellement de 99.1% pour la tranche 'a', à 93.4% pour la tranche 'e'. Cela pourrait s'expliquer par le fait que le descripteur utilisé, le MMHLBP, s'appuie sur les textures des visages et que le vieillissement a les mêmes effets sur les hommes et sur les femmes. Le premier effet visible du vieillissement est l'apparition des rides, indépendamment du genre. Le second effet visible consiste en le blanchiment de la pilosité (cheveux, sourcils, barbe, moustache). Ainsi, même si nous obtenons de bons résultats pour le modèle pour l'ensemble des tranches d'âges, il existe un biais du descripteur. Le vieillissement des sujets homogénéise la frontière entre les deux genres. Ce constat enrichit celui de Guo et al. (Guodong Guo, Charles R. Dyer, Yun Fu 2009), pour qui la classification est plus aisée sur les visages adultes que sur les visages d'enfants. Nous pouvons ajouter qu'au sein même des visages d'adultes, l'identification est plus aisée pour les visages les plus jeunes.

2.4.3. Résultats « Validation externe »

Nous évaluons ici les performances d'un classifieur sur une autre tranche d'âge que celle sur laquelle il est construit.

CLASSIFICATIONS EN GENRE ET EN TRANCHES D'ÂGE.

Sur les figures Figure 2-2 et Figure 2-3 sont représentées les performances des classifieurs pour une validation externe en fonction de la tranche d'âge. Nous faisons remarquer que les diagonales des matrices correspondent à la validation interne. Cela signifie que le modèle est construit ici sur une seule tranche d'âge et évalué sur la même tranche d'âge. Nous avons représenté les matrices des pourcentages de bonnes identifications des visages masculins (Figure 2-2), celles des visages féminins (Figure 2-3) et celle des deux genres qui correspond à la moyenne des deux premières (Figure 2-4).

Considérons la première ligne de la Figure 2-2. Elle correspond aux résultats du classifieur construit sur la classe 'a'. Les colonnes 2 à 5 de cette ligne représentent les pourcentages de bonne identification du genre masculin pour les sujets des tranches d'âge 'b' à 'e'. On constate que les pourcentages décroissent graduellement, de 97.8% à 76.6%. Cette observation est également valable pour l'identification du genre féminin (première ligne de la Figure 2-3) et pour l'identification générale du genre (première ligne de la Figure 2-4). En d'autres termes, plus l'âge d'un nouveau sujet s'éloigne de la tranche 20 à 29 ans, et plus le classifieur construit sur la tranche 'a' a du mal à identifier son genre. Cela signifie que l'identification du genre est meilleure si l'on connaît la tranche d'âge a priori du sujet.

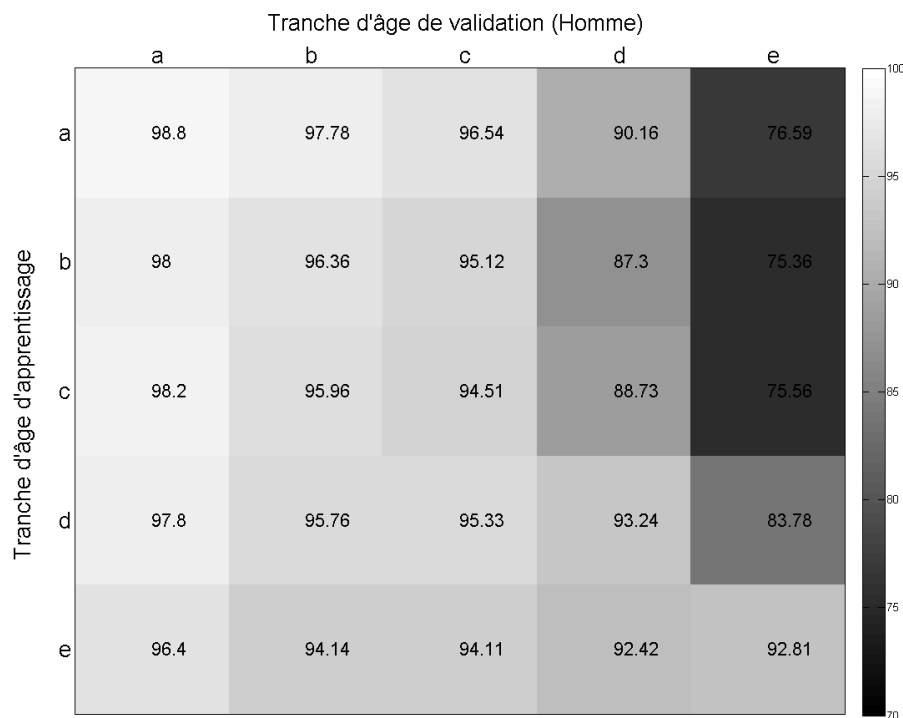


Figure 2-2. Validations interne et externe du classifieur en fonction de la tranche d'âge. Performances sur le genre masculin.

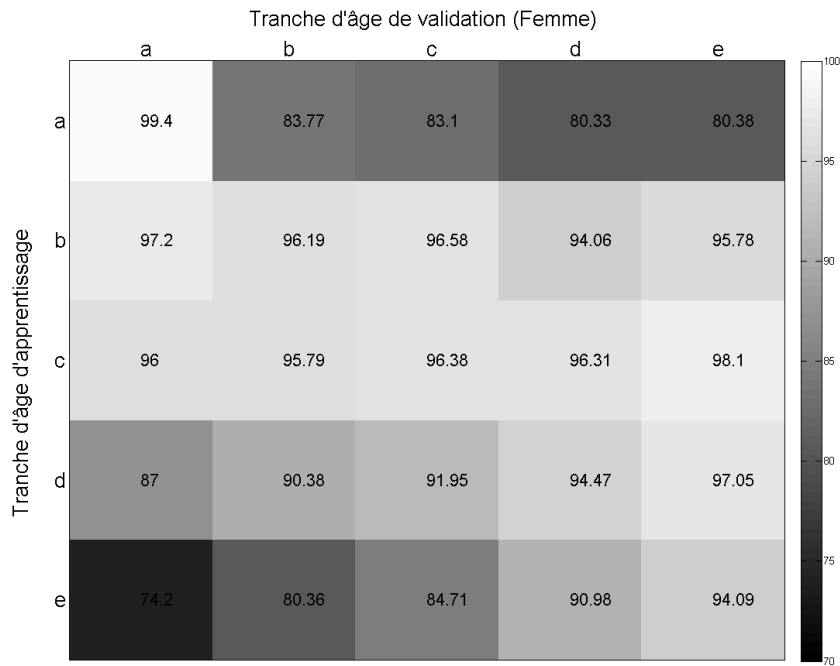


Figure 2-3. Validations interne et externe du classifieur en fonction de la tranche d'âge. Performances sur le genre féminin.

L'analyse des résultats du classifieur construit sur la tranche 'e' nous fournit les mêmes conclusions, concernant le genre féminin (dernière ligne de la Figure 2-3). Plus l'âge d'un sujet de sexe féminin se rapproche de la tranche 'plus de 60 ans', et plus son identification par le classifieur appris sur la tranche 'e' est exacte.

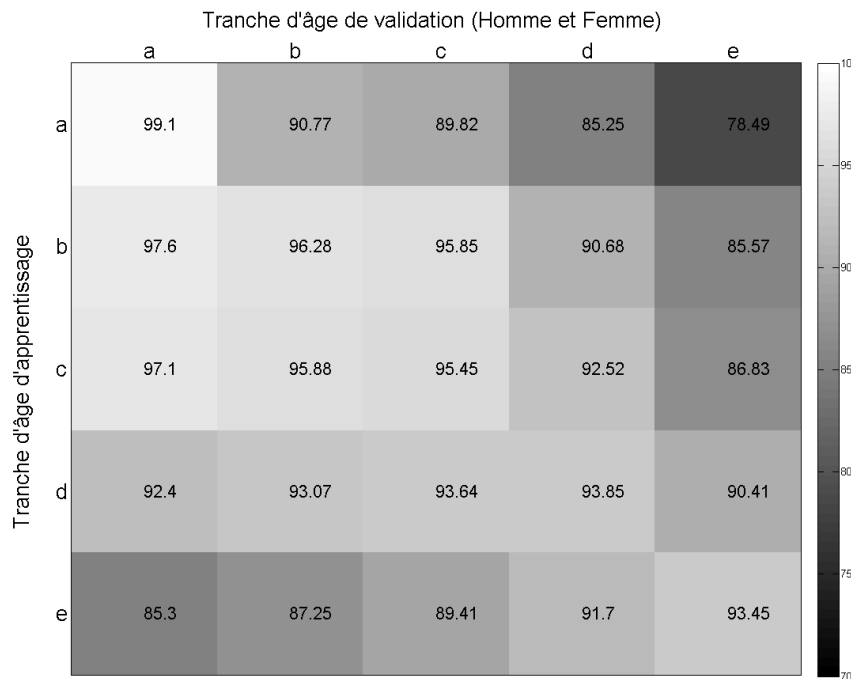


Figure 2-4. Validations interne et externe du classifieur en fonction de la tranche d'âge. Performances sur l'ensemble des deux genres.

Considérons les lignes de la Figure 2-4. On observe que, de manière générale, plus l'on se rapproche de la diagonale, et plus les cases sont claires. De ce fait, plus la tranche d'âge d'un nouveau sujet se rapproche de la tranche d'âge sur laquelle le modèle a été construit, et plus l'identification du genre sera aisée. L'analyse de la validation externe nous apprend donc que l'âge est un facteur important dans la construction d'un modèle d'identification du genre des individus à partir du visage.

2.4.4. Discussion

Dans la problématique d'identification du genre des individus par analyse du visage, nous avons proposé une approche basée sur l'analyse de texture. Les images sont décrites de manière multi-échelles et multi-niveaux par des motifs binaires locaux (MMHLBP). A l'instar de (Md. Hafizur Rahman, Suman Chowdhury 2013) et (Ravi & Wilson 2010), nous optons pour les SVM pour construire nos classifieurs. Nous obtenons en moyenne 96 % de bonnes identifications des genres des individus, à l'aide d'un modèle qui prend en compte toutes les tranches d'âge.

Nous avons en effet choisi d'effectuer l'identification du genre dans deux cas. Le premier cas est celui du modèle unique. Sa construction prend en compte toutes les classes. Le second cas est celui du modèle non-unique. Ici, il s'agit de regarder comment se comporte un classifieur sur un visage dont la tranche d'âge peut être différente des tranches d'âge de la base d'apprentissage. Le second cas traite donc de la validation interne (même tranche d'âge) et de la validation externe (tranches d'âges différentes). Le premier résultat concerne la validation interne, à savoir que plus la tranche d'âge est élevée, moins bonne est l'identification du genre. Le second résultat concerne la validation externe. Plus la tranche d'âge du nouveau sujet est proche de celle de la base d'apprentissage, meilleure est l'identification du genre. Il corrobore le choix des partenaires industriels du projet ORIGAMI2 à segmenter les consommateurs en cinq tranches d'âge.

Le premier résultat complète certains travaux de la littérature, comme ceux de Guo et al. (Guodong Guo, Charles R. Dyer, Yun Fu 2009), qui avancent que l'identification du genre du sujet est plus aisée sur les visages d'enfants que sur les visages adultes. Nous venons de montrer que cette tendance est inversée au sein même des visages de plus de 20 ans. Le second résultat met en exergue l'importance de prendre en compte le facteur âge lorsque l'on veut construire un modèle de prédiction du genre. Il nous incite également à utiliser le même type de descripteur (la texture des visages) dans la

problématique d'identification de la tranche d'âge, ce qui nous amène à la seconde partie de ce chapitre.

2.5. Identification de la tranche d'âge

L'objectif de cette étude est l'indentification des tranches d'âges des clients présents dans une surface de vente. Cela revient à classer ces personnes dans l'une des catégories d'âges spécifiée par nos partenaires experts en marketing. Ces catégories s'étalent de 20 à 70 ans avec une amplitude de 10 ans pour chacune des classes (20 à 30, 30 à 40, 40 à 50, 50 à 60 et 70 et plus).

Dans ce contexte, l'utilisation de descripteurs 2D type LBP est suffisante car les visages traités sont assez complexes, et par conséquent, les informations contenues dans ces descripteurs sont riches.

Le choix du classifieur est très important et il constitue l'élément de décision dans un système de reconnaissance. Nous rappelons que la principale contrainte dans notre système est la distinction des classes adjacentes. A titre d'exemple, notre système devra classer une personne de 29 ans dans la même classe qu'une personne de 20 ans alors que structurellement elle est plus proche d'une personne de 31 ans qui est dans une autre classe. Pour cette raison nous avons choisi de tester deux approches, une approche par régression et une approche par classifieurs.

2.5.1. Approche régression

Dans l'approche régression, l'idée principale consiste à d'abord prédire l'âge et par la suite à la quantifier afin d'obtenir la tranche d'âge.

Dans de nombreux problèmes relevant du domaine de la reconnaissance de formes, la solution revient à décrire les relations entre des variables X , sur lesquelles on peut agir, et des variables Y que l'on ne peut qu'observer. Décrire ce modèle de régression constitue une étape importante dans un certain nombre d'applications.

Comme nous l'avons vu dans la section [2.3](#), cette approche a été beaucoup utilisée pour l'estimation de l'âge (Geng & Smith-Miles 2009) (Han et al. 2014) (Htake & Tin 2012) . Dans notre application, étant donné que le nombre de variables est très important par rapport au nombre d'observations, nous avons commencé par une PLSR (Partial Least Squares Regression). La PLSR est spécifiquement adapté à ce type de problème et a été développée par Wold (Wold et al. 1982). Son principe est basé sur la combinaison des caractéristiques de l'analyse en composantes principales et de la régression multiple. Bien qu'il existe une version non-linéaire de la PLSR (Wold et al. 1989), nous avons testé un autre type de régression basée sur la maximisation de la marge. Une régression SVR (Support Vector Regression) est une adaptation des SVM au problème de régression (Harris Drucker, Chris J.C. Burges, Linda Kaufman, Chris J.

C, Burges* Linda Kaufman, Alex Smola 1996) . Le détail de ces approches sera présenté en annexe.

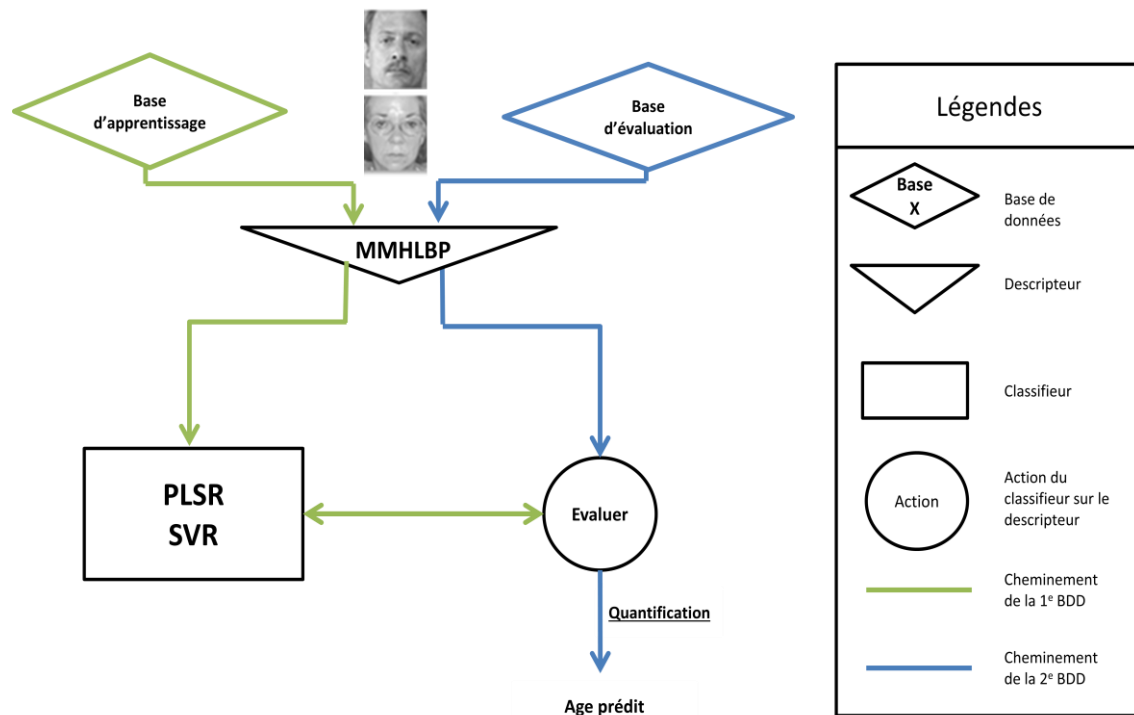


Figure 2-5. Approche régression

Résultats de l'approche régression

La base d'images utilisée est composée de 4423 images réparties de manière homogène sur les cinq tranches d'âge 'a', 'b', 'c', 'd' et 'e'. Comme suggéré par (Coleman & Grover 2006), nous testons nos algorithmes sur différentes parties du visage : le visage entier et le tiers médian.

Le Tableau 2-3 montre les erreurs quadratiques moyennes (MSE) chez les visages féminins et les visages masculins, pour le visage entier et la zone correspondant au tiers central. Pour l'apprentissage et la validation, nous avons effectué une K-cross validation (sans remise), avec $K=5$. A chaque étape de la cross-validation, le modèle est appris sur 80% de la base de données puis testé sur les 20% restant. On peut noter que, concernant la SVR, ne considérer que le tiers central du visage améliore la prédiction. En effet, la MSE décroît de 5.5 ans à 5.3 ans pour les hommes, et de 6.2 ans à 6.1 ans pour les femmes. Cependant, avec la PLSR, cette remarque n'est valable que pour les visages masculins ; la MSE pour les femmes croît de 6.0 ans à 6.3 ans. Sur la Figure 2-6 est illustrée la corrélation entre l'âge réel (vérité terrain) et l'âge prédite par SVR, pour les parties centrales des visages masculins. Nous pouvons en conclure que

CLASSIFICATIONS EN GENRE ET EN TRANCHES D'ÂGE.

l'on se trompe moins pour les hommes que pour les femmes. Une explication possible pourrait être l'utilisation plus importante chez les femmes de produits cosmétiques.





	Homme		Femme	
				
PLSR	5.4 (0.87)	5.4 (0.87)	6.0 (0.85)	6.3 (0.83)
SVR	5.5 (0.87)	5.3 (0.88)	6.2 (0.85)	6.1 (0.84)

Tableau 2-3. MSE (sur les âges). Les informations entre parenthèses sont les coefficients de corrélation de Pearson entre la vérité terrain et la réponse prédite.

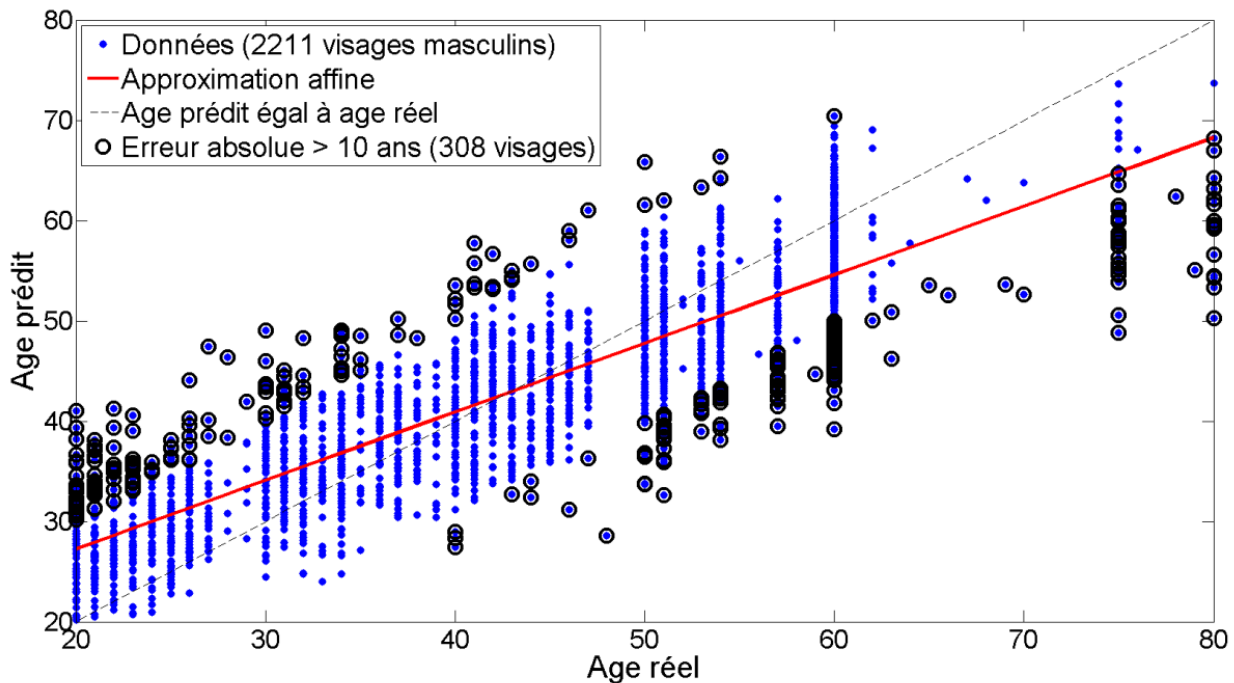


Figure 2-6. Répartition des âges prédits en fonction de la vérité terrain, pour la partie centrale du visage masculin. Le coefficient de corrélation de Pearson est $R=0.88$.

Sur 2211 sujets, les âges de 308 d'entre eux (14%) sont prédits avec une erreur de plus de 10 ans. Dans (Nkengne et al. 2011), le taux de corrélation entre la vérité terrain et la classe prédite est également de 0.88 ; sur 57 sujets, 7 (12%) sont prédits avec une erreur de plus de 10 ans. Nos résultats en régression sont similaires à ceux de la littérature.

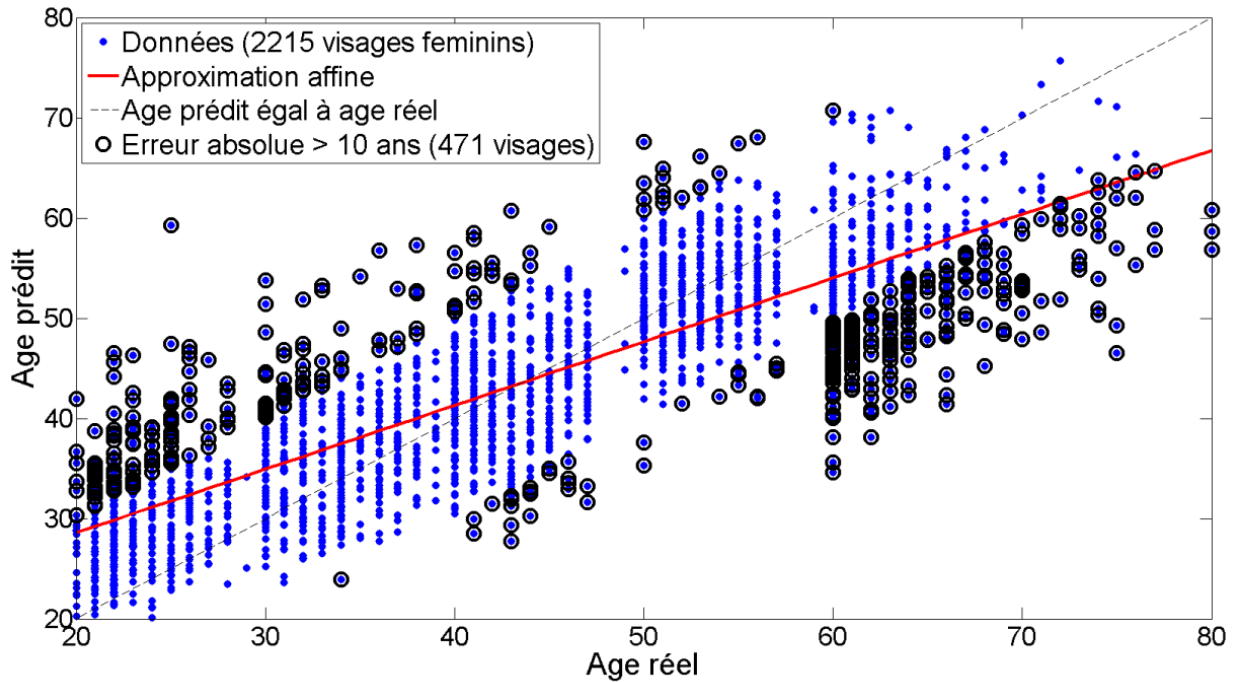


Figure 2-7. Répartition des âges prédits en fonction de la vérité terrain, pour la partie centrale du visage féminin. Le coefficient de corrélation de Pearson est $R=0.75$.

Comme le but de notre travail est de classifier les individus en tranches d'âge, une étape de quantification est menée après l'étape de régression. Les tables suivantes montrent les matrices de confusion pour la SVR sur notre base de données, en ne considérant que la partie centrale des visages.

		Classes prédites					all
		a	b	c	d	e	
Vérité terrain	a	58.2	40.3	1.4	0.0	0.0	
	b	9.7	64.9	24.9	0.2	0.3	
	c	0.5	29.6	61.1	8.6	0.2	
	d	0.0	4.4	51.9	42.0	1.7	
	e	0.0	0.3	10.9	60.6	28.2	
	all						50.9

Tableau 2-4. Matrice de confusion (%) de la SVR, pour la partie centrale des visages masculins.

CLASSIFICATIONS EN GENRE ET EN TRANCHES D'ÂGE. _____

		Classes prédites					all
		a	b	c	d	e	
Vérité terrain	a	69.3	24.9	5.0	0.8	0.0	
	b	6.7	68.0	23.1	2.2	0.0	
	c	1.1	29.5	65.2	4.2	0.0	
	d	0.0	0.0	21.4	75.1	3.5	
	e	0.0	3.6	31.1	38.2	24.1	
	all						60.3

Tableau 2-5. Matrice de confusion (%) de la SVR, pour la partie centrale des visages féminins.

Malgré une erreur moyenne quadratique de 5.3 ans pour les hommes, l'approche par régression ne mène pas à des résultats satisfaisant lorsque l'on quantifie la sortie du SVR (performance moyenne de 51% sur les visages masculins). Rappelons que cette opération de quantification consiste à transformer l'âge prédit en tranche d'âge. Nous constatons néanmoins que la majorité des confusions se concentre au niveau des classes adjacentes. Dans le but d'assurer au moins 75% de bonnes identifications dans la phase de quantification, il aurait été intéressant d'atteindre des MSE de l'ordre de 2.5 ans sur chaque tranche d'âge. D'où la nécessité de penser le problème de l'âge comme étant directement un problème de classification et non plus de régression.

2.5.2. Approche classification

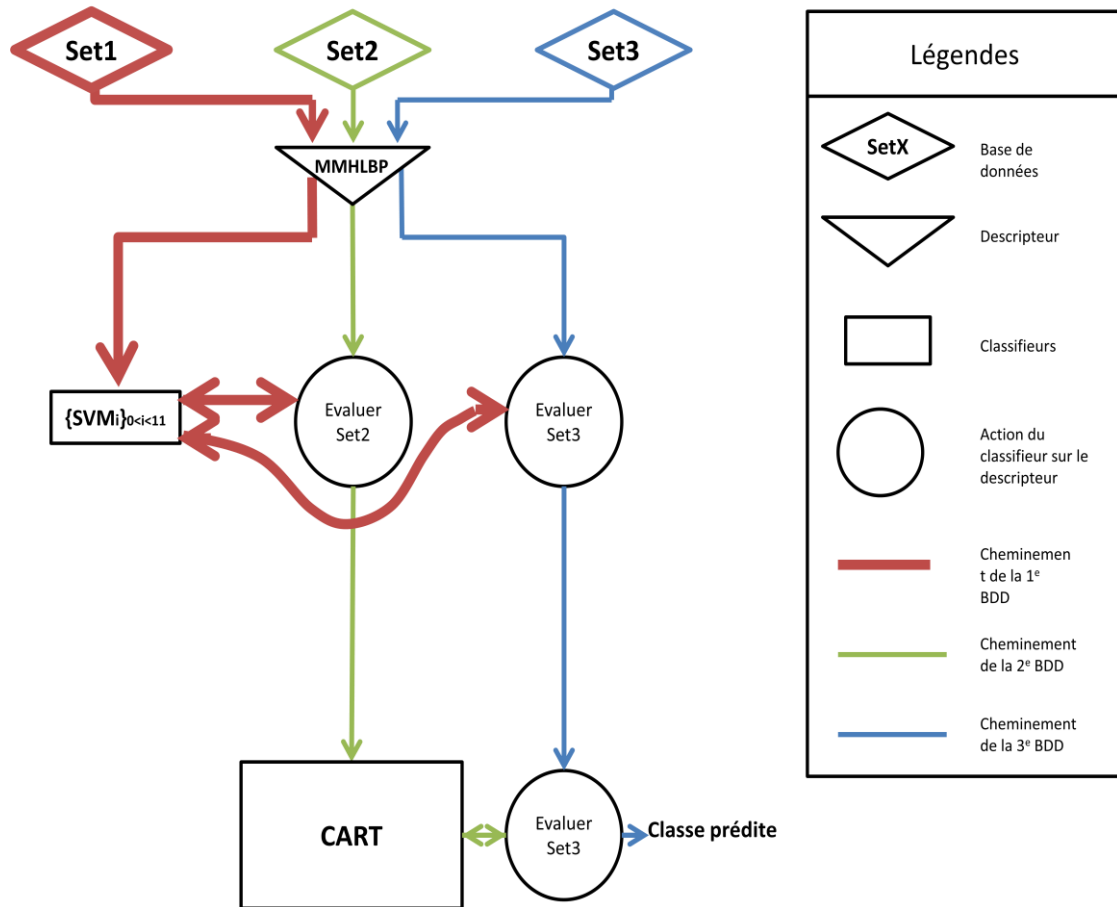


Figure 2-8. Approche classification.

Afin de pallier aux faiblesses de l'approche régression, nous proposons une approche classification. Des classifieurs binaires (SVM) sont construits et combinés à l'aide d'un arbre de décision (Classification And Regression Tree, CART) (Breiman et al. 1984). Cette approche a été appliquée dans différentes applications (Rutkowski et al. 2014)(Fu 2011). Cependant, il existe différentes manières de combiner des classifieurs afin de répondre à notre problématique. Pirozman et al (Pirozmand et al. 2011), par exemple, proposent une combinaison de l'Analyse Linéaire Discriminante (LDA) et de l'ACP afin d'augmenter la frontière entre les classes. Breiman (Breiman 1996) proposent l'algorithme du bagging, qui consiste à entraîner différents classifieurs sur des sous-ensembles non disjoints d'une base de données. Choi et al (Choi et al. 2011) proposent quant à eux une méthode hiérarchique basée sur les SVM et les SVR pour la prédiction de l'âge.

Dans notre cas, les classifieurs binaires sont construits selon la stratégie du « un contre un ». Si n est le nombre de classes du problème, la stratégie « un contre un » consiste à élaborer $\frac{n(n-1)}{2}$ classifieurs pour toutes les combinaisons de deux classes parmi un ensemble de n classes.

L'entrée de l'arbre de décision a la même dimension que le nombre de classifieurs binaires SVM, c'est-à-dire $\frac{n(n-1)}{2}$ (stratégie « un contre un »). La construction d'un arbre de décision avec l'algorithme CART se divise en deux processus : un processus d'expansion et un processus de troncature. Durant le processus d'expansion, un arbre maximal, T_{max} , est construit. Chaque branche de T_{max} aboutit à un nœud terminal, et chaque nœud terminal est uniquement défini par un jeu de règles. Dans notre implémentation, la règle utilisée pour diviser les branches est le critère de Gini (entropie quadratique). C'est un critère d'hétérogénéité basé sur l'impureté des branches, $i(b_*)$.

$$\Delta_{Gini}(b_l, b_r) = i(b) - \frac{N_{b_l}}{N_T} i(b_l) - \frac{N_{b_r}}{N_T} i(b_r) \quad (eq\ 2.2.k)$$

$$\Delta_{Gini}(b_l, b_r) = \frac{N_{b_l} N_{b_r}}{N_T^2} \left(\sum_k [p(k|b_l) - p(k|b_r)]^2 \right) \quad (eq\ 2.2.l)$$

où

b_l : la "branche gauche fille"

b_r : the "branche droite fille"

N_T : le nombre d'échantillons dans la "branche mère"

N_{b_*} : le nombre d'échantillons dans la branche b_*


Durant la phase de troncature, on recherche le plus petit arbre T dont le risque de mauvaise classification est :

$$C(T) = \frac{N - \sum_{b \in \tilde{T}} \max N_k(b)}{N} \quad (eq\ 2.2.m)$$

où \tilde{T} représente toutes les branches terminales


Résultats de l'approche classification

Le Tableau 2-6 et le Tableau 2-7 représentent la matrice de confusion de l'approche classification, pour les visages masculins (Tableau 2-6) et les visages féminins (Tableau 2-7). De la même manière que pour l'approche régression, plusieurs parties du visage sont testées. Les meilleurs résultats sont obtenus en considérant la partie médiane du visage.



		Classes prédites					All
		a	b	c	d	e	
Vérité terrain	a	84.8	8.6	2.8	3.1	0.7	
	b	8.3	71.4	2.3	16.8	1.2	
	c	4.0	2.1	83.5	4.3	6.1	
	d	2.0	10.5	0.4	82.0	5.1	
	e	1.8	1.7	5.1	4.1	87.3	
all							81.8

Tableau 2-6. Matrice de confusion (%) du SVM+CART, pour la partie centrale des visages masculins.



		Classes prédites					All
		a	b	c	d	e	
Vérité terrain	a	79.6	10.1	8.0	0.1	2.2	
	b	14.5	75.2	5.1	0.4	4.8	
	c	8.9	18.4	58.4	2.0	12.3	
	d	0.0	0.3	3.9	92.1	3.7	
	e	3.9	6.4	12.9	1.4	75.4	
All							76.1

Tableau 2-7. Matrice de confusion (%) du SVM+CART, pour la partie centrale des visages féminins.

Nous pouvons constater que le modèle construit sur les visages masculins est plus performant que celui construit sur les visages féminins : 82% de bonnes identifications contre 76%. Ceci peut être expliqué par le fait que les femmes utilisent plus d'artifices tels que le maquillage pour avoir l'air plus jeune (forte confusion entre les tranches 'B' et 'C'). Cela peut s'expliquer également par le fait que la seule information sur la tranche d'âge pour les femmes provient de la texture de la peau (pas de pilosité). Sur les visages masculins, il y a l'information supplémentaire venant de la pilosité.

Bien que l'approche classification surpasse l'approche régression, nous constatons que certains résultats demeurent insatisfaisants. En effet, seulement 58% de bonne identification pour les femmes âgées entre 40 et 49 ans (Tableau 2-7), et seulement 71% de bonnes identifications pour les hommes âgés entre 30 et 39 ans (Tableau 2-6). De plus, l'approche classification donne plus de confusion extrême que l'approche

régression. Ce que nous appelons « confusion extrême » est une confusion de plus de deux tranches d'âge. Par exemple, dans l'approche régression, il n'y a pas de confusion entre les classes 'a' et 'd' pour les hommes, ni entre les classes 'b' et 'e' (Tableau 2-6). Dans l'approche classification, 1% des hommes de la classe 'a' sont identifiés dans la classe 'e' et 2% des hommes de la classe 'e' sont identifiés dans la classe 'b'.

Nous avons testés sans succès différentes méthodes de bagging et de boosting dans le but de réduire ces confusions extrêmes. Nous avons alors décidé de combiner les deux approches.

2.5.3. Approche hybride

Comme nous l'avons vu précédemment la régression réduit la confusion extrême même si le taux global de classification est médiocre. L'idée est d'appliquer à la sortie de la régression, un classifieur (SVM+CART) mais qui a appris que sur les classes adjacentes.

L'architecture de la troisième approche est présentée sur la Figure 2-9. L'approche consiste à d'abord prédire l'âge, ensuite la tranche d'âge. La base de données est divisée en trois ensembles : 'Set1', 'Set2' et 'Set3'. Pour chaque image dans chaque ensemble, nous calculons un MMHLBP, 'Desc'. Set1 est la base d'apprentissage. Un modèle SVR ainsi que les classifieurs binaires SVM sont construits sur cet ensemble. Avec le second ensemble, Set2, le modèle SVR est appliqué. Une opération de quantification est réalisée après la régression, dans le but d'obtenir cinq classes, et une matrice de confusion est calculée. Pour chaque classe, il y a donc des vraies alarmes et des fausses alarmes (ou "offsets"). Nous utilisons la matrice de confusion du modèle SVR pour sélectionner les classifieurs binaires SVM qui seront utilisés pour construire l'arbre de décision CART dans Set2. Autrement dit, le nombre de classes "offset" nous permet de déterminer le nombre d'entrées dans chaque arbre. Cinq arbres CART sont construits, suivant la réponse du SVR : T_a , T_b , T_c , T_d , T_e . Chaque arbre correspond à l'une des cinq sorties du modèles de régression ('a', 'b', 'c', 'd', 'e').

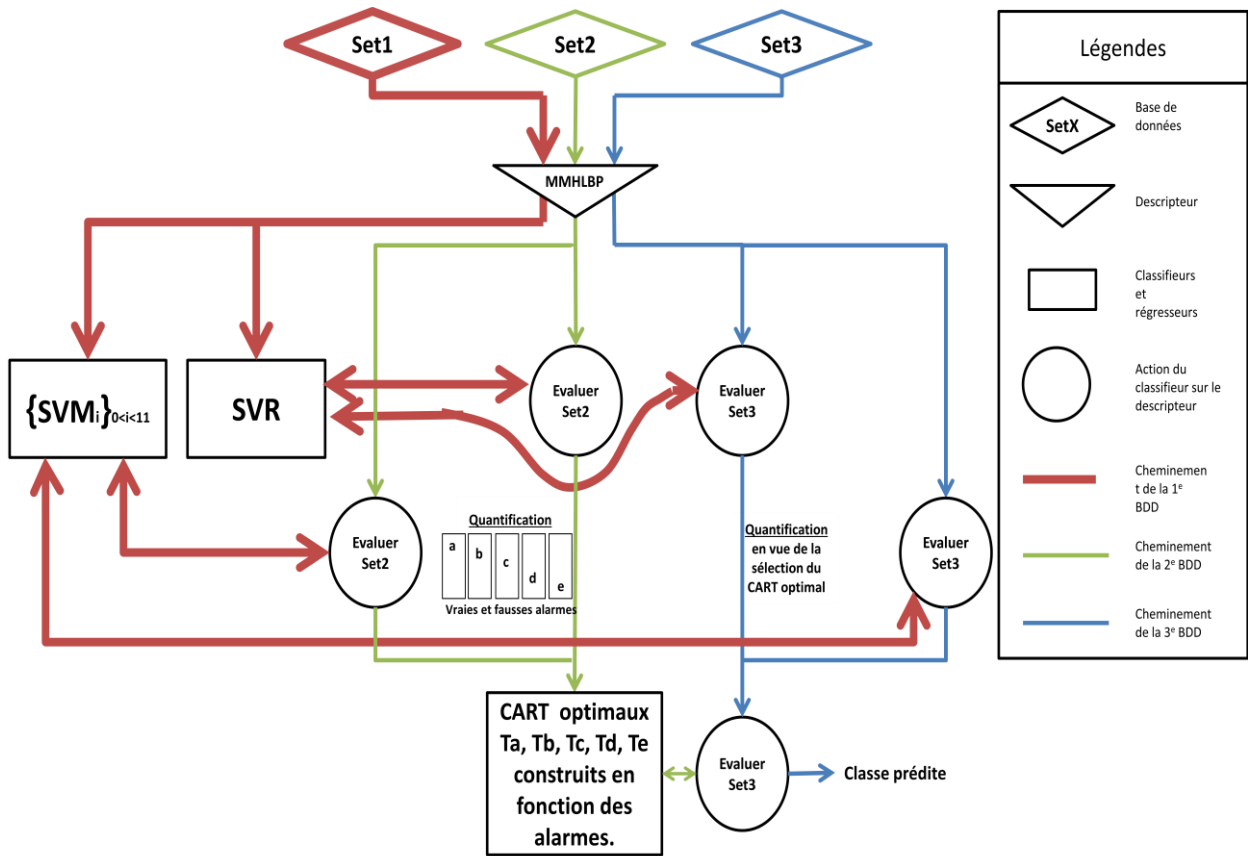



Figure 2-9. Architecture de la troisième approche.


Par exemple, prenons en compte la colonne 'b' du Tableau 2-4 . Supposons qu'il s'agisse de la matrice de confusion du modèle de régression sur le second ensemble, Set2. Sur $40+65+30+4=139$ prédictions, seulement 65 sont de vraies alarmes ; les autres $40+30+4=74$ prédictions sont de fausses alarmes. En d'autres termes, lorsque le modèle de régression mène à la réponse 'b', il est possible que la vraie classe soit 'a', 'b', 'c' ou 'd'. Ainsi, dans le premier ensemble, Set1, les modèles binaires seront uniquement construits avec les classes 'a', 'b', 'c' et 'd' : 'a contre b', 'a contre c', 'a contre d', 'b contre c', 'b contre d' et 'c contre d'. Un arbre CART T_b est ensuite construit sur Set2 à l'aide de ces classifieurs binaires. Lorsque le modèle SVR mène à la prédiction 'a', 'c', 'd' ou 'e', la procédure est la même.

Il est important de répéter que la combinaison entre l'approche régression et l'approche classification est poussée par le fait que la première approche donne moins de confusion extrêmes que la seconde approche. La table suivante représente la matrice de confusion de l'approche hybride.



		Classes prédites					All
		a	b	c	d	e	
Vérité terrain	a	83.4	14.7	0.6	0.3	0.9	
	b	12.3	72.6	0.4	12.9	1.8	
	c	3.9	2.4	92.8	0.3	0.6	
	d	1.7	7.5	0.9	84.1	5.8	
	e	0.8	0.3	4.1	5.6	89.2	
	all						84.4

Tableau 2-8. Matrice de confusion (%) de l'approche SVR+SVM+CART, pour la partie centrale des visages masculins.



		Classes prédites					All
		a	b	c	d	e	
Vérité terrain	a	82.4	7.9	6.5	0.2	3.0	
	b	17.2	73.1	6.7	0.9	2.1	
	c	10.8	15.4	61.8	0.4	11.6	
	d	0.0	0.3	1.2	95.6	2.9	
	e	0.3	6.4	14.8	1.3	77.2	
	all						78.0

Tableau 2-9. Matrice de confusion (%) de l'approche SVR+SVM+CART, pour la partie centrale des visages féminins.

Nous pouvons noter que la troisième approche atteint un taux de bonnes identifications de l'ordre de 84%, contre 82% pour la seconde approche et 51% pour l'approche régression. L'approche hybride est meilleure que l'approche classification et l'approche régression. Pour la classe 'c', par exemple, il y a un gain de 9 points. Nous passons de 84% à 93%. Néanmoins, il persiste encore des confusions extrêmes, notamment entre les classes 'a' et 'e' (1%).

Dans le but de valider cette approche, nous avons décidé de comparer ses performances à celle d'un opérateur humain.

2.5.4. Comparaison avec un opérateur humain

Nous avons demandé à 26 adultes de classer 250 visages masculins et 250 visages féminins en cinq tranches d'âge : 'a', 'b', 'c', 'd', 'e'. L'interface graphique est téléchargeable sur ce lien : [**APP**](#). Les données sont des images à niveau de gris de

dimension 128 par 128. Il y a 50 images par tranche d'âge. Sur le Tableau 2-10 et le Tableau 2-11 sont illustrées les matrices de confusion des meilleurs évaluateurs, respectivement sur les visages masculins et les visages féminins.

		Classes prédites par le meilleur évaluateur humain					All
		a	b	c	d	e	
Vérité terrain	a	68.0	32.0	0.0	0.0	0.0	
	b	18.0	60.0	22.0	0.0	0.0	
	c	2.0	18.0	42.0	34.0	4.0	
	d	0.0	6.0	24.0	48.0	22.0	
	e	0.0	0.0	10.0	28.0	62.0	
	all						56.0

Tableau 2-10. Matrice de confusion (%) du meilleur évaluateur sur les visages masculins.

		Classes prédites par le meilleur évaluateur humain					all
		a	b	c	d	e	
Vérité terrain	a	52.0	40.0	8.0	0.0	0.0	
	b	20.0	34.0	36.0	10.0	0.0	
	c	2.0	16.0	30.0	42.0	10.0	
	d	0.0	2.0	4.0	66.0	28.0	
	e	0.0	0.0	0.0	20.0	80.0	
	all						52.0

Tableau 2-11. Matrice de confusion (%) du meilleur évaluateur sur les visages féminins.

Nous pouvons faire trois remarques. Tout d'abord, nous notons que la plupart des confusions arrivent entre les classes adjacentes. Par exemple, pour les visages masculins, 18% et 22% de la classe 'b' sont étiquetés respectivement 'a' et 'c' ; pour les visages féminins, 20% et 36% des sujets de la classe 'b' sont étiquetés respectivement 'a' et 'c'. En second lieu, il n'y a aucune confusion extrême (entre les classes 'a' et 'e' par exemple). En troisième lieu, nous pouvons noter que plus la vérité terrain se trouve loin de la classe médiane (classe 'c'), meilleure est l'évaluation par l'opérateur humain.

CLASSIFICATIONS EN GENRE ET EN TRANCHES D'ÂGE. _____

Pour les visages masculins, respectivement 68% et 62% des classes 'a' et 'e' ont été correctement identifiés ; pour les visages féminins, respectivement 52% et 80%. Ces remarques sont similaires pour l'ensemble des évaluateurs.

En comparaison avec les meilleurs évaluateurs humains, le modèle SVR+SVM+CART fournit de meilleures prédictions, sur chaque tranche d'âge, tout genre confondu. Nous atteignons 84% de bonnes identifications sur les visages masculins et 77% sur les visages féminins. Néanmoins, notre modèle donne plus de confusions extrêmes que l'évaluateur humain. Nous notons des confusions entre les classes 'b' et 'd' pour les visages féminins, et entre les classes 'c' et 'e' pour les visages masculins.

D'autres investigations doivent être menées, pour approfondir l'étude comparative entre notre modèle et l'évaluateur humain. Il apparaît intéressant de tester notre modèle uniquement sur des images qui ont été correctement identifiées ou uniquement sur des visages qui n'ont pas été correctement identifiés par les évaluateurs humains. Sur le Tableau 2-12 sont affichés les pourcentages de bonne classification de notre modèle sur les images mal identifiées par les évaluateurs. Nous nous sommes intéressés aux erreurs des évaluateurs sur les classes adjacentes. La première et la troisième ligne représentent les images pour lesquelles au moins un évaluateur s'est trompé (« union » de 26 évaluateurs). La seconde et la quatrième ligne représentent les images pour lesquelles tous les évaluateurs se sont trompés.

Visages des Hommes	$\bigcup_{26 \text{ Evaluators}} \{\textit{erreurs adjacentes}\}$	80% (221 images)
	$\bigcap_{26 \text{ Evaluators}} \{\textit{erreurs adjacentes}\}$	57% (7 images)
Visages des Femmes	$\bigcup_{26 \text{ Evaluators}} \{\textit{erreurs adjacentes}\}$	75% (232 images)
	$\bigcap_{26 \text{ Evaluators}} \{\textit{erreurs adjacentes}\}$	57% (7 images)

Tableau 2-12. Performances du modèle SVR+SVM+CART sur les images mal identifiées (erreurs adjacentes) par les évaluateurs.

Considérons les deux premières lignes (les visages masculins). D'une part, 221 images sur 250 sont identifiées sur des classes adjacentes à leurs classes réelles par au moins un

évaluateur. Notre modèle a correctement retrouvé 80% des classes de ces 221 images. D'autre part, pour les 7 images qui ont été identifiées sur des classes adjacentes aux classes réelles par tous les évaluateurs. Notre modèle a correctement identifié 57% des classes de ces 7 images.

De manière générale, les évaluateurs se trompent plus souvent sur les visages féminins que sur les visages masculins. Les performances de notre approche suivent la même tendance. Nous pouvons dire que plus la tâche de prédiction est difficile (tous les évaluateurs se trompent), plus faibles sont les performances de notre modèle. Néanmoins, l'approche SVR+SVM+CART surpasse les performances de l'opérateur humain.

2.5.5. Discussion

Nous avons d'abord abordé le problème d'identification de la tranche d'âge des individus, à partir des visages, comme un problème de régression. L'attribut à identifier provient en effet d'une variable continue, l'âge. Bien que l'approche régression ne mène pas à des résultats satisfaisants, nous en retirons une information. Le fait de travailler au préalable dans un espace continu nous assure de limiter les écarts, après quantification, entre la classe prédite et la classe réelle. Le problème lié à la distinction des tranches est en effet souligné dans la littérature (Meinedo & Trancoso 2011). Nous trouvons une erreur moyenne quadratique de l'ordre de 5.7 ans. Cela correspond aux résultats d'autres travaux (6 ans pour (Song et al. 2011), 3.5 ans pour (Montillo & Ling 2009)). La détermination de la tranche d'âge par l'approche régression reste une question difficile à résoudre.

Nous avons ensuite abordé la question comme étant un problème de classification, en combinant des classifieurs binaires et un arbre de décision. La seconde approche mène à de meilleurs résultats, avec une performance de 82% sur les visages masculins et de 77% sur les visages féminins. Néanmoins, avec la seconde approche, subsistent des confusions extrêmes. Pour les réduire, nous avons proposé une approche hybride. Les tests sur notre base de données donnent des performances de 84,4% pour les visages masculins et de 78% sur les visages féminins.

2.6. Conclusion

Pour aborder la problématique concernant l'analyse comportementale des consommateurs dans une surface de vente, il est primordial de prendre en compte les

caractéristiques physiologiques que sont le genre et la tranche d'âge du sujet. Ces deux caractéristiques sont traitées par analyse des visages.

Dans la première partie de ce chapitre, nous proposons une méthode d'identification du genre des sujets. Les images sont décrites à l'aide d'un opérateur de texture multi-échelle et multi-résolution basé sur les motifs binaires locaux. Nous avons montré l'efficacité du modèle de classification basé sur les machines à vecteur de support. Le taux de bonnes identifications est en effet similaire à ceux des travaux de la littérature, de l'ordre de 95%. Nous mettons également en exergue l'influence de la tranche d'âge des sujets dans la tâche d'identification du genre.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous proposons une méthode d'identification de la tranche d'âge des sujets. Cette méthode consiste en une phase de régression et une phase de classification. Nous nous servons d'outils de régression comme moyen d'optimiser la phase de classification, en resserrant l'amplitude autour de l'âge réel du sujet. Le taux de bonnes identifications de la tranche est de 82%. Comme perspectives à nos travaux, nous proposons de mettre en place une approche combinant la détection du genre et la détection de la tranche d'âge. Il serait en effet intéressant de déterminer l'ordre des opérations qui conduira à une erreur minimal : la détermination du genre puis de la tranche d'âge, ou la détermination de la tranche d'âge puis du genre.

CHAPITRE 3.

DEGRÉ D'INDÉCISION

3.1. Contexte et problématique

Il existe plusieurs variables explicatives du comportement du consommateur. Dans le chapitre précédent, nous avons travaillé sur les variables propres au sujet et nous avons proposé une méthode qui détecte la tranche d'âge et le genre des clients. Dans ce chapitre, nous proposons d'analyser une variable comportementale propre au consommateur : l'indécision. Les sujets étudiés dans les différentes expériences sont caractérisés soit par une valeur continue qu'est leur degré d'indécision dans une expérience, soit par une variable catégorielle (indécis ou déterminé). Afin de renforcer l'étude, chacun des sujets est soumis à plusieurs situations d'achat.

Pour caractériser l'indécision, il est utile de construire des descripteurs. Ces descripteurs s'intéressent à la manière dont le consommateur interagit avec le produit. Les interactions s'effectuent au travers des cinq sens. Néanmoins, les seules informations que les chercheurs peuvent récupérer de manière non intrusive sont les informations liées aux contacts visuels et aux contacts physiques. Nous nous basons, entre autres, sur les phases de latence et les phases rapides pour construire les descripteurs.

Nos approches sur l'analyse du comportement d'indécision sont donc élaborées sur les interactions visuelles et la préhension du consommateur. Avant de présenter en détail ces approches (sections [3.4](#) et [3.5](#)), il convient d'abord de définir le phénomène d'indécision au travers des travaux de la littérature.

3.2. Etat de l'art

L'indécision est une question qui est étudiée par différentes disciplines, de la psychologie clinique au choix d'une vocation professionnelle, en passant par le marketing et le management. On retrouve de nombreuses définitions (conceptuelles et/ou opérationnelles) de l'indécision dans les travaux de recherches. Chacune de ces

définitions fait intervenir une ou plusieurs notions. Ces notions peuvent par la suite se regrouper et en composantes principales de l'indécision.

Parmi les premiers travaux portant sur l'indécision, nous retrouvons en 1944 ceux de Von Neumann et Morgenstern, réédités en 2007 dans (Neumann et al. 2007). Ils font intervenir dans la définition de l'indécision la notion d'incapacité à trancher entre deux alternatives, sans admettre que ces alternatives soient équitablement désirables. D'autres auteurs reprennent cette notion d'incapacité. Ainsi, Chartrand et al. (Chartrand et al. 1990) parlent d'incapacité à trancher, même lorsque les conditions nécessaires sont réunies. Une haute indécision dénote d'un manque de compétence à formuler un choix.

Par la suite, Crites (Crites 1969) décrit l'indécision comme une difficulté à prendre toute sorte de décisions quotidiennes, qu'elles aient ou non une grande importance, et ce même lorsque toutes les conditions de choix sont réunies (disponibilité de différentes options, incitation à choisir, liberté de choisir). D'autres auteurs reprennent cette notion de difficulté. Ainsi Fuqua et Hartman (Fuqua & Hartman 1983) proposent une échelle de mesure du trait d'indécision (Trait Indecision Scale, IS). Reed (Reed 1985) suggère deux manières de quantifier l'indécision : soit par le temps écoulé pour aboutir à un choix, soit par le nombre de requêtes effectuées pour obtenir plus d'informations.

Outre les notions d'incapacité et de difficulté, nous retrouvons celle du report de la prise de décision, soit à cause de qualités personnelles (Salomone 1982), soit par procrastination. C'est le cas Ferrari et Dovidio (Ferrari & Dovidio 2001), qui proposent échelle de mesure de la procrastination. Leur mesure de la procrastination s'effectue sur cinq items.

Une notion similaire à la procrastination est la peur de l'engagement. Gati et al (Gati et al. 1996), par exemple, travaillent sur les problèmes chroniques que les individus peuvent avoir quand il s'agit de prendre une décision. Leur définition dérive de celle sur l'indécision du choix de carrière.

Parallèlement à la procrastination et la peur de l'engagement, on retrouve les notions d'allongement de la prise de décision (Reed 1985), l'aversion envers les responsabilités (Holland & Holland 1977) ou encore le fait de se retrouver vers un choix cornélien suite à un affect négatif (Salomone 1982). Dans le premier cas, (Reed 1985) décrit l'indécision comme un échec ou une hésitation à mener sa réflexion à une conclusion. Cela se traduit donc par l'allongement du temps de décision. Dans le second cas, les auteurs ne donnent pas de définition explicite, mais identifient trois catégories d'individus indécis : ceux qui n'ont pas l'obligation immédiate de choisir et restent dans l'incertitude, ceux qui sont moyennement anxieux, immatures ou incompetents, et les

grands indécis. Dans le troisième cas, (Salomone 1982) décrit l'indécision comme un échec à prendre d'importantes décisions, non pas à cause d'un manque d'informations, mais à cause de caractéristiques personnelles qui empêchent le sujet d'atteindre un certain état d'esprit et donc un plan d'action.

Une autre notion, plus générale que celle proposée par (Salomone 1982), est celle qui consiste à expérimenter des émotions négatives avant, après ou pendant une prise de décision. Van Matre et Cooper (Matre & Cooper 1984) proposent par exemple une échelle d'indécision Personnelle (Personal Decisiveness Scale) construite sur un questionnaire de 8 items à choix multiples (5 points). Cette échelle est reprise plus tard par (Haraburda 1999). Elaydi (Elaydi 2006) complète le questionnaire en ciblant les ressentis négatifs suivants : le stress, la sensation d'être paralysé ou coincé, être malade en pensant au fait de devoir décider, être frustré ou submergé, être engourdi ou confus.

Enfin, les notions telles que le regret d'une décision, un engagement instable/changeant et plus généralement l'indécision chronique se retrouvent dans la littérature. Par exemple, Frost et Shows (Frost & Shows 1993) proposent une mesure comportementale en se basant sur ces trois notions, ainsi que sur quelques-unes des notions évoquées précédemment (procrastination, difficulté à choisir, latence du choix, affects négatifs). Concernant l'engagement instable, (Bacanli 2006) évoque deux aspects. Le premier aspect consiste en une indécision exploratrice qui consiste en un long processus exploratoire, même si toutes les options ont déjà été explorées en premier. Le second aspect consiste en une indécision impétueuse, c'est à dire en des choix effectués rapidement mais aussitôt abandonnés.

En résumé, nous pouvons lister 11 notions qui entrent en compte dans la définition de l'indécision :

- 1) Allongement de la prise de décision
- 2) Report de la prise de décision (par exemple : procrastination, attente stratégique)
- 3) Aversion envers les responsabilités
- 4) Incapacité à décider
- 5) Difficulté à décider
- 6) Se retrouver face à un choix cornélien suite à affect négatif
- 7) Expérimentation d'émotions négatives avant, pendant ou après une prise de décision (par exemple : anxiété, doute, stress, frustration, confusion)
- 8) Peur de l'engagement
- 9) Regret d'une décision
- 10) Engagements instables/changeants

11) Indétermination chronique (échec ou refus de décider)

La revue de travaux de la littérature suggère que le degré d'indécision possède des composantes allant d'un état émotionnel ou affectif (notion 7, 8, 9), à l'incapacité (notion 4) et la difficulté (notions 5, 6), jusqu'au comportemental (notions 1, 2, 3, 10, 11). Avant d'expliquer pourquoi la définition comportementale a été adoptée dans nos travaux, le problème de l'indécision, lorsque celui-ci est lié à l'état affectif ou émotionnel, à l'incapacité et à la difficulté, est brièvement expliqué.

La définition de l'indécision comme étant liée au stress, à l'anxiété, au regret ou à d'autres émotions négatives, rencontre un problème de validation, dans le sens que ces émotions sont supposées généralement accompagner les comportements indécis, voire même y contribuer. Si l'on regarde de plus près, il devient difficile d'admettre que des choix effectués sous le coup d'émotions négatives soient eux-mêmes de l'indécision, et ce pour deux raisons. Dans un sens, si un individu expérimente constamment de tels sentiments négatifs lors de ses choix, mais néanmoins effectue des choix stables et en temps voulu, il serait qualifié de confus, mais hautement indécis. A l'inverse, si une personne n'expérimente pas ce genre d'émotions négatives lors de ses choix, mais ne parvient pas à prendre des décisions stables et en temps voulu, nous serions enclins à également qualifier cette personne d'indécise. Milgram et Tenne (Milgram & Tenne 2000) en disent autant lorsqu'ils distinguent la latence de la décision et la tension de la décision. Leur distinction mène à une matrice de dimension deux (rapide/lent) par deux (tendu/posé), ce qui résulte en quatre types de décideurs. Les décideurs rapides-tendus expérimentent des choix liés à des affects négatifs, mais prennent des décisions (relativement) rapidement, et ne sont donc pas considérés indécis. Il y a deux types d'indécis, les tendus et les posés, les tendus étant les plus fréquents ; Milgram et Tenne (Milgram & Tenne 2000) trouvent que seul un sujet indécis sur quatre est un indécis posé. Une façon de caractériser les indécis posés est qu'ils sont calmes et sereins, mais prennent plus de temps que la moyenne des gens pour effectuer un choix ; leur prise de décision est systématique et réfléchie, comme l'est le décideur vigilant de Janis et Mann (Janis & Mann 1977) (par exemple, « Je prends beaucoup d'attention avant de décider » et « Je considère la meilleure façon de prendre une décision », dans l'Echelle de Vigilance des auteurs).

Ensuite, la définition de l'indécision comme étant liée à l'« incapacité » est problématique car le concept de la (l'in)capacité lui-même est large. L'habileté à décider est-elle une simple capacité, un ensemble de capacités, ou la coordination d'un ensemble de capacités ? Est-elle apprise ou non ? Est-elle absolue (vous pouvez ou vous

ne pouvez pas) ou continue (vous pouvez, dans certaines conditions) ? Même si l'on parvenait à établir les caractéristiques de l'incapacité à décider, la mesurer directement serait extrêmement difficile. L'indécision en tant qu'incapacité, dans le sens fort du terme, est un concept binaire – soit le sujet en a la capacité et il se décide, soit il ne l'a pas et ne se décide jamais. L'incapacité au sens fort restreint l'indécision à caractériser quelqu'un qui échoue toujours à émettre un choix, ce qui peut paraître limité en termes de validité. Dans le cas contraire, l'indécision en tant qu'incapacité au sens faible du terme est une notion continue, à savoir que l'indécision dénoterait un faible degré de capacité. Mesurer le degré de cette capacité de décision (c'est-à-dire la capacité à arriver à une décision, indépendamment de la qualité de cette décision) peut se faire de deux manières : 1) la fréquence des échecs à la décision, et 2) le temps moyen nécessaire à une prise de décision. Cependant, il s'agit dans les deux cas de comportements, et on ne peut inférer à partir d'eux qu'ils sont causés par un manque de capacité (par opposition au manque de motivation).

Contrairement à la capacité, on peut avancer que la difficulté est une expérience phénoménologique. Aussi, la difficulté signalée par le sujet lui-même est plus valide que l'incapacité signalée. Malgré tout, mesurer l'indécision comme une difficulté est analogue à la mesure comme une capacité si l'on ne veut pas se limiter aux mesures auto-déclarées. Milgram et Tenne (Milgram & Tenne 2000) formulent le problème ainsi : « un paramètre de la difficulté est le temps et/ou l'effort dépensé pour atteindre une décision donnée. Une décision qui requiert une importante quantité de temps et/ou d'effort est généralement qualifiée de plus difficile qu'une autre atteinte plus vite et avec moins d'effort ».

3.3. Mesure du degré d'indécision

Il y a trois avantages à définir l'indécision comme un comportement. 1) Le phénomène est facile à étudier de manière empirique. 2) Il s'agit *a priori* du phénomène le moins restrictif parmi les quatre mentionnés plus haut (affectif, incapacité, difficulté, comportemental). En effet, dans le cadre du projet ORIGAMI2, nous ne pouvons pas nous targuer d'identifier les états émotionnels des sujets dans une surface de vente ; les méthodes développées étant non-intrusives, mesurer l'incapacité ou la difficulté des achats effectués demeure une tâche ardue. 3) Cela offre un riche programme d'études aux différentes conceptions non-comportementales précédemment évoquées, en tant que possible contribution épi-phénoménale.

La définition comportementale de l'indécision telle qu'elle est présentée ici repose sur celle de Frost et Shows (Frost & Shows 1993), reformulée par Yates (Yates et al. 2003) avec la définition de la « décision ». Yates définit la décision en tant qu'engagement envers un plan d'actions dont le but est de satisfaire le sujet ou le « bénéficiaire » (voir aussi (Langley et al. 1995) et (Mintzberg et al. 1976)). Dans cette définition, une décision implique à la fois l'engagement envers l'action et la réussite de cet engagement. En d'autres termes, décider consiste à faire s'engager et (au moins essayer de) à respecter cet engagement. De ce fait, l'« indécision » se traduit ici par *l'état de ne pas (encore) avoir fait, dans un temps imparti, d'engagement stable envers un plan d'action, alors que le besoin de cet engagement est nécessaire*. Les personnes qui tendent à expérimenter l'indécision sont dites indécises ; les autres sont dites déterminées.

Fidèlement à la définition établie précédemment, nous proposons de mesurer l'indécision au sens Frost et Shows (Frost & Shows 1993) (voir [annexe 2](#)). En pratique, dans les travaux, l'échelle de Frost et Shows est souvent appliquée à travers une expérimentation. Zeisler (Zeisler 2011) utilise l'échelle comme un indicateur d'une tendance à la procrastination. Elle étudie la relation entre le stress et la procrastination chez les parents dont les enfants sont atteints du syndrome de Down. Dans un autre domaine d'étude, Swami et al (Swami et al. 2008) étudient les différences culturelles liées à l'indécision. Pour ce faire, ils font passer le questionnaire de Frost et Shows à un groupe de malaysiens et un autre groupe de chinois. Ils constatent que le premier groupe est relativement plus sujet à l'indécision que le second, mais qu'il n'y a pas de différence entre les genres. Patalano et Wengrovitz (Patalano & Wengrovitz 2006) mènent la même étude comparative sur la population américaine et la population chinoise et mettent en exergue une variation culturelle dans la nature de l'indécision.

Il existe donc de nombreux travaux dans la littérature dédiés à l'analyse du degré d'indécision. Nous n'avons cependant pas recensé de travaux portant sur la détection automatique du degré d'indécision à l'aide de la méthodologie d'eye-tracking. Nous n'avons pas non plus recensé de travaux utilisant les actions élémentaires et la préhension du consommateur comme descripteurs pour construire des modèles prédictifs de ce phénomène.

Notre contribution est appliquée au marketing comportemental, avec deux approches. Une première approche consiste à identifier le degré d'indécision par analyse oculométrique. Une seconde approche consiste à détecter la classe d'indécision (déterminé, indécis) par analyse de la préhension.

3.4. Approche oculométrie

Depuis longtemps, le suivi du regard est utilisé comme technique de mesure pour la recherche en psychologie. Déjà au 19ème siècle des travaux ont été effectués dans ce sens (Javal 1878). Néanmoins, c'est surtout depuis une trentaine d'année qu'elle a été largement développée et utilisée pour rendre compte des traitements cognitifs. Duchowski (Duchowski 2002) et Chennamma (Chennamma & Yuan 2013) fournissent un excellent état de l'art sur les applications du suivi de regard dans différentes applications.

Dans le domaine lié à l'analyse descriptive du degré d'indécision par oculométrie, nous pouvons citer quelques résultats majeurs. Frost et Shows (Frost & Shows 1993), par exemple, mettent en évidence le fait qu'une personne indécise, relativement à la personne non indécise, a besoin de plus de temps pour faire un choix. Ferrari et Dovidio (Ferrari & Dovidio 2000) montrent qu'une personne indécise, relativement à une personne non indécise, effectue un balayage plus poussé sur les alternatives qu'il finit par choisir. De même, Rassin et Muris (Rassin & Muris 2005) remarquent que la personne indécise effectue une recherche d'informations plus poussée avant d'émettre son choix. Veinott (Veinott 2002) remarque que les indécis reportent plus souvent les choix les plus difficiles. Il a également été démontré par Huang et Kuo (Huang & Kuo 2012) que le processus décisionnel peut se décomposer en deux phases. La première phase est dédiée à la recherche d'information et d'orientation, et une seconde phase d'évaluation. Plus tôt, Patalano et al. (Patalano et al. 2009) distinguent également une première phase d'une seconde phase dans le processus décisionnel. Ils montrent que la stratégie exploratoire est différente entre la classe des personnes indécises et la classe des personnes non indécises ou déterminées, et ce selon que l'on se place dans la première ou la seconde phase du processus décisionnel.

Sur la Figure 3-1 est représentée l'architecture de notre approche. Rappelons que le but de ce travail est de construire un modèle prédictif du degré d'indécision. Dans la première étape, grâce à la méthode de Frost et Shows, nous segmentons la population en deux groupes (les déterminés et les indécis) et obtenons ainsi notre vérité terrain (2). Parallèlement, une liste de descripteurs oculométriques est construite, et une opération de sélection d'attributs est menée. La sélection d'attributs sert non seulement à garder les descripteurs les plus pertinents statistiquement, mais également à minimiser la redondance de l'information. Les descripteurs extraits à l'étape (4) sont ensuite utilisés en entrée du modèle de régression (5), dont la sortie est le degré d'indécision d'un individu (6).

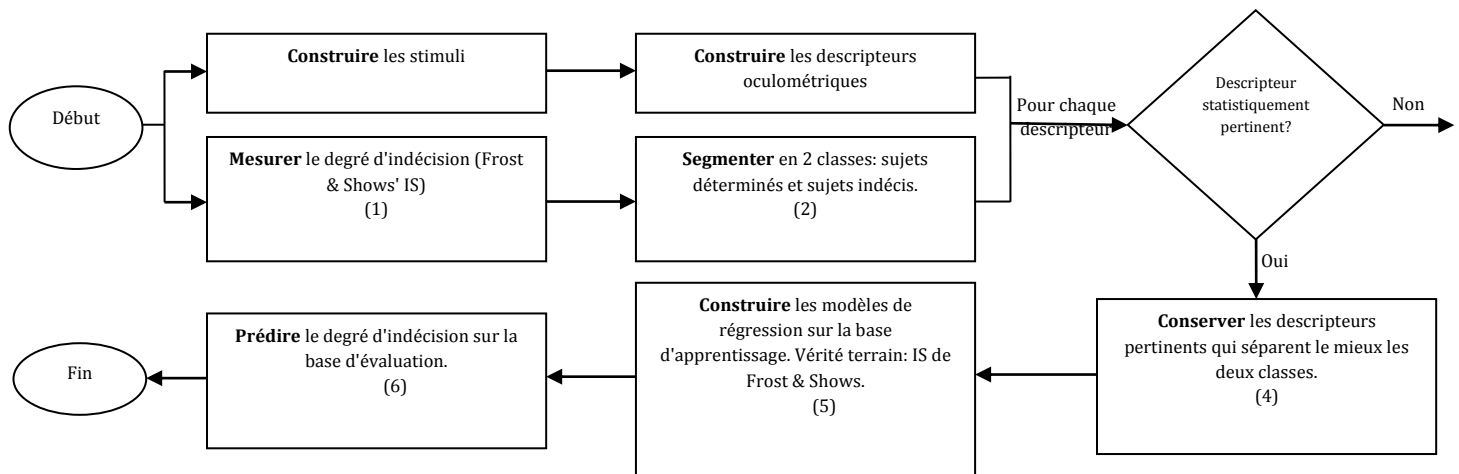


Figure 3-1. Architecture de l'approche oculométrique.

L'organisation de la suite de cette section respecte le schéma de la Figure 3-1. Nous commençons par présenter les descripteurs ainsi que les algorithmes de sélection d'attributs et de régression. Nous détaillons ensuite le protocole expérimental, avant de présenter les résultats.

3.4.1. Construction du modèle

3.4.1.1. Descripteurs oculométriques

Les études utilisant des données oculométriques se focalisent sur des indicateurs *synchroniques* et des indicateurs *diachroniques*. *Synchronique* signifie qu'un événement arrive à un point spécifique dans le temps comme les fixations (durée, nombre, ...) et les saccades (amplitudes, vitesse, ...), tandis que *diachronique* signifie que cet événement est pris en compte par-delà le temps ou sur toute l'expérience comme les scanpaths et les cartes de saillances. Les fixations sont par définition les pauses de l'œil et témoignent des traitements cognitifs. Les saccades sont les sauts de fixation en fixation. Un scanpath correspond au parcours oculaire pendant une durée donnée (ici, sur la durée d'une tâche). Une carte de saillance s'apparente à une carte de chaleur et répertorie les zones les plus visitées par le regard. Dans notre approche, tous les descripteurs sont diachroniques, et non synchroniques.

Les descripteurs oculométriques sont divisés en deux groupes : les descripteurs qui sont construits à partir des données de fixations (D1 à D19) et ceux qui sont construits à partir des données de saccades (D20 à D24) (Tableau 3-1). Concernant les saccades, nous différencions les saccades qui stagnent dans une zone (« saccades intra-alternatives ») des saccades qui passent d'une zone à une autre zone (« saccades inter-alternatives »). Ce que nous appelons « alternative » est l'un des choix possibles

DEGRÉ D'INDÉCISION

donnés au sujet. A une alternative correspond une et une seule zone (un produit par exemple) sur la scène.

D1	Temps total: durée entre le début et la fin de la tâche
D2	Temps passé sur l'alternative choisie
D3	Durée moyenne de fixation sur l'alternative choisie
D4	D3/D1
D5	Pourcentage de temps accordé à l'alternative choisie
D6	Temps passé sur l'alternative la plus observée
D7	Durée moyenne de fixation sur l'alternative la plus observée
D8	D7/D1
D9	Pourcentage de temps accordé à l'alternative la plus observée
D10	Temps passé sur la 2 nd e alternative la plus observée
D11	Durée moyenne de fixation sur la 2 nd e alternative la plus observée
D12	D11/D1
D13	Pourcentage de temps accordé à la 2 nd e alternative la plus observée
D14	Temps passé sur la 3 ^e alternative la plus observée
D15	Durée moyenne de fixation sur la 3 ^e alternative la plus observée
D16	D15/D1
D17	Pourcentage de temps accordé à la 3 ^e alternative la plus observée
D18	Temps passé sur les zones vides
D19	Pourcentage de temps accordé aux zones vides
D20	Longueur du scanpath total
D21	Longueur du scanpath inter-alternative
D22	'Longueur du scanpath inter-alternative' / 'Longueur du scanpath total'
D23	'Nombre de saccades inter-alternatives' / 'Nombre total de saccades'
D24	'Nombre de saccades entrantes ou sortantes de l'alternative choisie' / 'Nombre Total de saccades'

Tableau 3-1. Descripteurs oculométriques.

Ces descripteurs sont construits en prenant en compte non seulement l'information concernant l'alternative choisie, mais également les N alternatives les plus observées. Si la tâche comporte moins de N alternatives, alors toutes les alternatives sont prises en compte. Dans nos expérimentations, nous nous intéressons aux 3 alternatives les plus observées.

Les descripteurs D1, D2, D3, D6, D7, D10, D11, D14, D15, D18, D19, D20 et D21 sont, soit des données spatiales, soit des données temporelles. Les autres descripteurs sont calculés relativement à la liste précédente. D1 est le temps entre le début de la tâche et la fin de la tâche. D4 est le rapport entre la durée moyenne d'une fixation sur

l'alternative choisie et la durée totale de la tâche. D8, D12 et D16 sont construits de la même manière que D4 pour, respectivement, l'alternative la plus observée, la seconde alternative la plus observée et la troisième alternative la plus observée. Le pourcentage de temps passé sur une zone est le ratio entre le temps passé sur cette zone et la durée totale de la tâche. Nous prenons en compte uniquement les durées des fixations, et non celle des saccades.

Les travaux de Patalano et al. (Patalano et al. 2009) mettent également en exergue l'importance du temps passé sur les zones extérieures à la scène principale. Les instants de fixation sur ces zones extérieures peuvent être assimilés à des moments de pure réflexion.

Les auteurs ont également montré que les différences dans la stratégie exploratoire dépendent du fait que l'on se place dans la première ou la seconde moitié de la situation de choix. La première moitié correspond à la phase de découverte des stimuli et à la collecte d'informations. La seconde moitié correspond à la phase d'évaluation de ces informations et l'élaboration d'un choix. Nous émettons l'hypothèse suivante. Si N_F est le nombre de fixations enregistrées durant une tâche, alors la première moitié de la tâche correspondra aux $\frac{N_F}{2}$ premières fixations, et la seconde moitié de la tâche correspondra aux $\frac{N_F}{2}$ dernières fixations de cette tâche, à une parité de N_F près. De ce fait, les deux phases ont le même nombre de fixations, mais pas nécessairement la même durée. Le modèle de prédiction final sera construit selon trois cas différents : (i) un modèle pour la durée totale de la tâche ; (ii) un modèle pour la première moitié de la tâche ; (iii) un modèle pour la seconde moitié de la tâche. Rappelons que le descripteur D1 n'aura pas la même signification dans chacun de ces trois cas. Dans le cas (i), par exemple, D1 est la durée entre la première fixation sur la scène et le moment où le sujet annonce oralement son choix.

Enfin, il est nécessaire, avant de construire les modèles prédictifs, de sélectionner les descripteurs les pertinents et de minimiser la redondance de l'information. Par exemple, le descripteur « Durée Totale » (D1) et le descripteur « Longueur du trajet total » (D20) sont plus fortement corrélés que le descripteur « Temps accordé à la troisième alternative la plus observée » (D14) et « Temps accordé aux zones extérieures » (D18). Ainsi, il est nécessaire, avant de construire les modèles prédictifs, de sélectionner les descripteurs les plus pertinents et de minimiser la redondance de l'information.

3.4.1.2. Sélection de descripteurs

La sélection de descripteurs joue un rôle important dans le domaine de l'apprentissage. Un bon algorithme de sélection de descripteurs peut efficacement supprimer des descripteurs non pertinents et/ou redondants et également prendre en compte les interactions au sein de l'espace des descripteurs. Ceci améliore les performances d'un modèle en augmentant sa capacité de généralisation et son interprétabilité. Par exemple, dans le domaine du marketing, Zhang et al (Zhang et al. 2014) font une étude comparative de l'ACP et du CART pour sélectionner les meilleurs descripteurs permettant de prédire l'évolution des stocks de marchandise d'une entreprise. Plus tôt, Tsai et Hsiao (Tsai & Hsiao 2010) proposent de combiner les sous-ensembles donnés par différentes méthodes de sélection d'attributs (ACP, CART et Algorithme Génétique). Ils effectuent des opérations d'union et d'intersection au niveau de ces ensembles.

Bien qu'un grand nombre d'algorithmes de sélection de descripteurs soit proposé, il n'existe pas d'algorithme qui réussisse uniformément bien sur tous les problèmes de réduction de données. Des expérimentations, sur la classification par exemple (Hall et al. 2009) (Zhao & Liu 2007), ont confirmé qu'il peut y avoir des différences significatives de performance entre algorithmes sur une même base de données. Les performances d'un algorithme de sélection de descripteurs dépendent donc des caractéristiques de la base de données.

Cela soulève une question pratique très importante : quel algorithme de sélection de descripteurs devrait être utilisé, étant donné une base de données ? Une solution consiste à appliquer un ensemble d'algorithmes sélectionnés pour leur pertinence et à choisir le meilleur par validation croisée. Cependant, cette solution est coûteuse en temps de calcul, spécialement pour des données de très grande dimension (Brodley 1993).

Parmi les méthodes utilisées dans le domaine de l'analyse comportementale par oculométrie (Velásquez 2013) (Mitropoulou et al. 2011) (Alley et al. 2014) (Ben Mlouka et al. 2009), notre choix s'est porté sur l'analyse de variance (ANOVA) et l'analyse en composante principale (ACP). Ces deux outils sont également employés dans le chapitre 4.

Notre phase de sélection de descripteurs se passe en deux étapes. Dans une première étape, une ANOVA permet de conserver les descripteurs selon leur capacité à séparer efficacement les 2 classes des sujets (déterminés/indécis). Dans une seconde étape, une ACP est effectuée, dans le but de minimiser la redondance de l'information.

Néanmoins, dans nos travaux, nous n'utilisons pas les données dans le nouvel espace défini par l'ACP pour une raison simple : les nouveaux axes peuvent n'avoir aucune signification au sens physique (oculométrique). L'idée est donc d'effectuer une sélection de descripteurs suivant l'axe factoriel principal de l'ACP. Après avoir sélectionné les descripteurs, le modèle de régression peut alors être implémenté.

3.4.1.3. Choix du modèle de régression

Le problème qui nous concerne ici est un problème de régression supervisé. Nous devons estimer un degré d'indécision à partir de l'espace des descripteurs oculométriques préalablement sélectionnés. De nombreux problèmes en analyse comportementale explorent les relations entre deux ou plusieurs variables. Nous décidons d'implémenter deux algorithmes de régression couramment employés dans ce domaine à savoir la régression linéaire multiple « MLR » (Samimi & Aghaie 2010) (Xing Jian Nan et al., 2014) et la SVR (Chen & Fan 2013) (Zhu et al. 2015).

MLR est la généralisation, avec p descripteurs, de la régression linéaire simple.

Le but est d'expliquer une sortie $f(\mathbf{x}_i)$ grâce à une combinaison linéaire des dimensions du vecteur d'entrée \mathbf{x}_i :

$$f(\mathbf{x}_i) = \varepsilon_i + a_0 + \sum_{j=1}^p a_j x_{ij}$$

Les termes a_0, \dots, a_p sont les paramètres du modèle que nous devons estimer. Le terme ε_i est l'erreur du modèle ; il explique ou résume l'information manquante dans l'expression linéaire des valeurs de $f(\mathbf{x}_i)$, grâce aux différentes dimensions x_{i1}, \dots, x_{ip} . Cette erreur peut provenir d'un problème de spécification ou alors du fait qu'il n'y ait pas assez de descripteurs pour expliquer la variable observable $f(\mathbf{x}_i)$.

Comme exposé dans l'Annexe 1, la SVR est une méthode robuste au bruit qui permet de traiter le cas des données non linéairement séparables. Pour ce travail, nous testons les noyaux polynomial, gaussien et sigmoïdal :

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (c_1 + c_2 \langle \mathbf{x}_i | \mathbf{x}_j \rangle)^2$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}}$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(c_1 + c_2 \langle \mathbf{x}_i | \mathbf{x}_j \rangle)$$

Dans la suite de ce chapitre, nous appelons P-SVR, G-SVR et S-SVR respectivement les modèles de régression avec noyaux polynomial, gaussien et sigmoïdal.

3.4.2 Protocole expérimental

Comme nous l'avons évoqué dans le chapitre 1, quatre facteurs font qu'une expérimentation est correctement menée. Le premier facteur est le modèle théorique. Nous devons être capables de confronter les résultats à une vérité terrain. Dans notre cas, le modèle théorique est l'échelle d'indécision de Frost et Shows. Le second facteur concerne les données à analyser. Le modèle sera d'autant plus efficace que les données seront précises. Nous privilégions ici l'utilisation de données quantitatives acquises par oculométrie. En plus du modèle théorique et de la nature des données, une expérimentation doit tenir compte de l'évaluation induite chez le sujet. En d'autres termes, les données auront d'autant plus de sens que le sujet se sera impliqué. Une façon d'induire cette implication consiste à dédommager le sujet pour sa participation. Enfin, la mise en situation dans un laboratoire doit être conforme à celle de la vie de tous les jours. C'est pour cela que des consignes claires sont indispensables avant chaque participation d'un sujet.

Les expérimentations menées en laboratoire offrent la possibilité aux chercheurs de contrôler et d'évaluer les relations entre les variables. La variable dépendante dans notre cas est le degré d'indécision. La variable contrôlée est la complexité du choix. Nous mettons les sujets dans des situations où ils doivent choisir entre différents items de valeurs équivalentes.

L'idée d'une analyse du sujet à travers différentes tâches de différentes complexités repose sur le fait que le degré d'indécision d'une personne est lié à la situation dans laquelle se trouve la personne.

Le protocole expérimental se divise en deux étapes. Dans la première étape, le sujet doit remplir le questionnaire à choix multiples de Frost et Shows. Dans la seconde étape, nous lui présentons des scénarios dans lesquels il doit faire un choix. Nous avons choisis deux scénarios. Le premier scénario consiste à choisir une alternative parmi une liste de deux alternatives équivalentes ; c'est le cas du choix simple. Le second scénario consiste à choisir une alternative parmi une liste de quatre alternatives équivalentes ; c'est le cas du choix complexe. D'un sujet à un autre, la présentation des situations de prises de décision (scénarios) est aléatoire. Le questionnaire est toujours présenté en premier, au début de l'expérimentation.

Voici l'instruction qui est donnée à chaque sujet pour la première tâche (Tâche 1) :

« Vous êtes étudiant. C'est l'heure du déjeuner. Chaque jour, les informations concernant le menu du midi sont affichées sur un écran tactile du réfectoire. La

sélection du menu de votre choix peut s'effectuer en touchant l'écran. Merci d'indiquer le menu qui vous sied le mieux (le menu peut être végétarien). »

Le stimulus de la Tâche 1, tel qu'il est vu par le sujet sur l'écran, est présenté sur le Tableau 3-2. Une colonne représente une alternative.

Menu 1	Menu 2
Entrée	Plat chaud
Plat chaud	Produit laitier
Produit laitier ou dessert	Dessert
Pain	Pain

Tableau 3-2. Stimulus à l'écran pour la Tâche 1.

Programme 1	Programme 2	Programme 3	Programme 4
Module fixe	Module fixe	Module fixe	Module flexible
Fréquence : 12 heures par semestre	Fréquence : 24 heures par semestre	Fréquence : 48 heures par semestre	Fréquence : libre
Bonification = +1 point sur la note générale semestrielle, <i>si et seulement si</i> l'étudiant pratique 12 heures dans le semestre	Bonification = +2 point sur la note générale semestrielle, <i>si et seulement si</i> l'étudiant pratique 24 heures dans le semestre	Bonification = +4 point sur la note générale semestrielle, <i>si et seulement si</i> l'étudiant pratique 48 heures dans le semestre	Bonification = +6 point sur la note générale semestrielle, <i>si et seulement si</i> l'étudiant pratique <i>au moins</i> 60 heures dans le semestre

Tableau 3-3. Stimulus à l'écran pour la Tâche 2.

Voici les instructions qui sont données à chaque sujet pour la seconde tâche (Tâche 2). Le stimulus correspondant est représenté sur le Tableau 3-3.

« Vous êtes étudiant. Le sport devient une composante importante du programme universitaire. Chaque étudiant doit choisir entre quatre programmes sportifs, chaque programme proposant une valorisation différente. Veuillez indiquer le programme qui vous sied le mieux. »

Tous comme pour la Tâche 1, les quatre alternatives de la Tâche 2 sont présentées en colonnes.

Pour les expérimentations, une population de 22 sujets est recrutée, avec la même proportion d'hommes et de femmes. Ils ont entre 18 et 70 ans. Nous utilisons un

oculomètre à réflexion cornéenne. Il s'agit du modèle RED500 fabriqué par la société SMI. Le sujet est assis face à un bureau. Son menton repose sur un socle situé à 70 centimètres d'un écran d'ordinateur. Les dimensions du moniteur sont de 47.7 par 29.7 cm². Les stimuli sont affichés avec une résolution de 1680 par 1050 pixels au carré, et les données sont enregistrées à une fréquence de 500Hz. Les capteurs oculométriques sont situés juste sous l'écran. Sur un second écran à quelques mètres de la table, l'expérimentateur peut surveiller les données oculométriques.



Figure 3-2. Matériel expérimental.

3.4.3. Résultats

3.4.3.1. Segmentation de la population suivant l'échelle de Frost et Shows

La Figure 3-3 montre la distribution des 22 sujets selon l'échelle des degrés d'indécision ([Annexe 2](#)). L'index en abscisse représente le numéro du sujet dans la base de données (ordre de passage dans la journée).

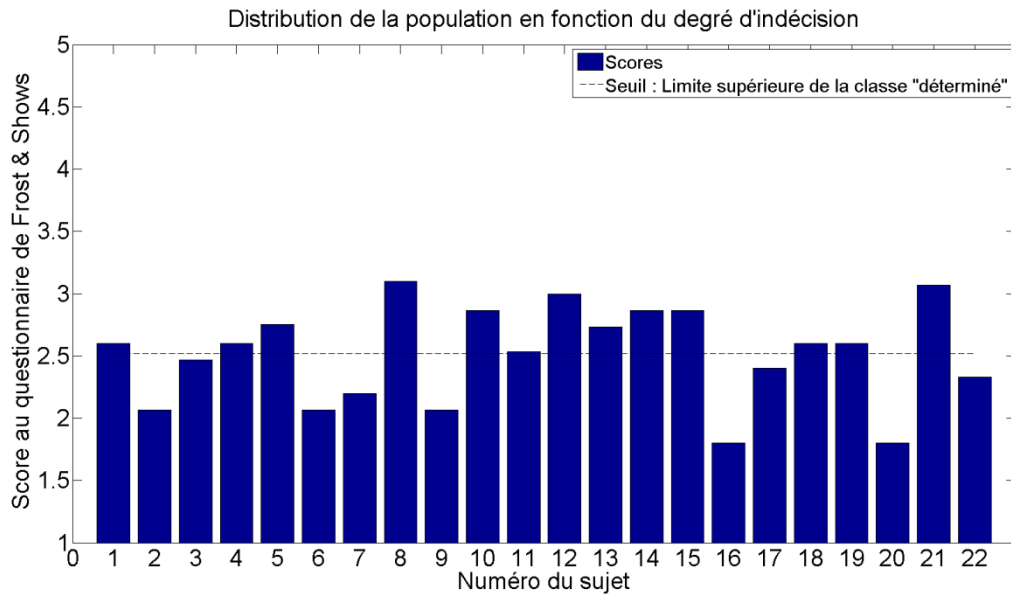


Figure 3-3. Degrés d'indécision des sujets.

Le seuil optimal, 2.52, est obtenu par la méthode d'Otsu (Otsu 1979). Ce seuil, qui sépare de manière optimale la classe des sujets déterminés de la classe des sujets indécis, est proche du seuil proposé par Frost et Shows. Les classes ont des effectifs voisins : 9 sujets déterminés et 13 sujets indécis. La première classe (« déterminé ») a une moyenne de 2.13 sur l'échelle des degrés d'indécision, avec un écart-type de 0.24. La seconde classe (« indécis ») a une moyenne de 2.78 avec un écart-type de 0.19.

Après la segmentation de la population en deux classes, la seconde étape consiste à sélectionner les descripteurs les moins corrélés qui maximisent la distance entre les classes.

3.4.3.2. Sélection d'attributs

Rappelons qu'avant de construire le modèle prédictif final, il est nécessaire de sélectionner les descripteurs les plus pertinents d'un point de vue statistique. Pour ce faire, deux idées sont implémentées : (i) choisir les descripteurs qui séparent au mieux les deux classes (ANOVA), et (ii) effectuer une seconde sélection dans le but de minimiser la redondance de l'information (ACP).

Le Tableau 3-4 montre les p-values qui sont obtenues pour chaque descripteur (D1 à D24), pour la première moitié de la tâche (colonne P), la seconde moitié (colonne S) et la totalité de la tâche (colonne T). Ce que nous appelons « temps total » (D1) est différent dans chacun des cas P, S T. Dans la colonne P, D1 est la largeur temporelle contenant la première moitié de la séquence de fixations, D2 représente le temps passé sur l'alternative choisie durant la première moitié de la tâche, etc.

	Tâche 1			Tâche 2		
	P	S	T	P	S	T
D1	0.213	0.401	0.297	0.002*	0.003*	0.002*
D2	0.392	0.977	0.579	0.009*	0.126	0.016*
D3	0.236	0.928	0.244	0.013*	0.020*	0.010*
D4	0.020*	0.185	0.027*	0.058	0.124	0.035*
D5	0.782	0.446	0.403	0.553	0.238	0.204
D6	0.452	0.394	0.504	0.020*	0.030*	0.005*
D7	0.371	0.342	0.245	0.735	0.901	0.744
D8	0.022*	0.025*	0.019*	0.030*	0.017*	0.031*
D9	0.422	0.726	0.207	0.026*	0.515	0.187
D10	0.307	0.464	0.221	0.001*	0.005*	0.002*
D11	0.668	0.082	0.361	0.994	0.542	0.500
D12	0.094	0.765	0.151	0.001*	0.137	0.047*
D13	0.595	0.552	0.177	0.777	0.479	0.802
D14				0.004*	0.066	0.015*
D15				0.066	0.368	0.237
D16				0.102	0.017*	0.010*
D17				0.047*	0.647	0.987
D18	0.401	0.696	0.774	0.074	0.180	0.083
D19	0.693	0.775	0.834	0.098	0.507	0.174
D20	0.006*	0.003*	0.001*	0.137	0.046*	0.059
D21	0.117	0.002*	0.007*	0.431	0.023*	0.085
D22	0.410	0.154	0.187	0.373	0.271	0.889
D23	0.347	0.368	0.262	0.198	0.430	0.287
D24	0.225	0.146	0.131	0.253	0.278	0.804
	3	3	4	10	8	10

Tableau 3-4. P-value de chaque descripteur, pour la première moitié de la tâche (P), la seconde moitié de la tâche (S) et la totalité de la tâche (T).

Il est normal que les lignes relatives aux descripteurs D14 à D17 soient vides pour la Tâche 1. En effet, ces descripteurs correspondent aux informations concernant la 3^e alternative ; or la Tâche 1 n'en comporte que 2. Les descripteurs dont le numéro ou la p-value est écrite en caractère gras (15 descripteurs) sont considérés statistiquement pertinents dans la discrimination des deux classes de population.

La première remarque que l'on peut faire concernant le Tableau 3-4 est que l'on recense plus de descripteurs sélectionnés dans la Tâche 2 que dans la Tâche 1. Dans la tâche la plus complexe, respectivement 10, 8 et 10 descripteurs sont gardés pour la première partie de la tâche, la seconde partie et la totalité de la tâche. Cet effectif est deux fois moins important dans la tâche la plus simple. Ceci peut s'expliquer par le fait que, pour la tâche la plus facile, la séparation entre les deux classes est moins nette que pour la tâche la plus complexe. Cette déduction n'est valable que si notre liste de 24 descripteurs est une liste exhaustive, ce que nous ne pouvons garantir. Une autre explication peut être apportée si l'on considère la Figure 3-4. Le fait que la durée totale (D1) de la Tâche 1 ne sépare pas bien les deux groupes de participants suggère que cette tâche se déroule très rapidement : en effet, la durée moyenne dans la première tâche est d'environ 10 secondes, tandis qu'en moyenne, les sujets mettent 14 secondes pour accomplir la seconde tâche.

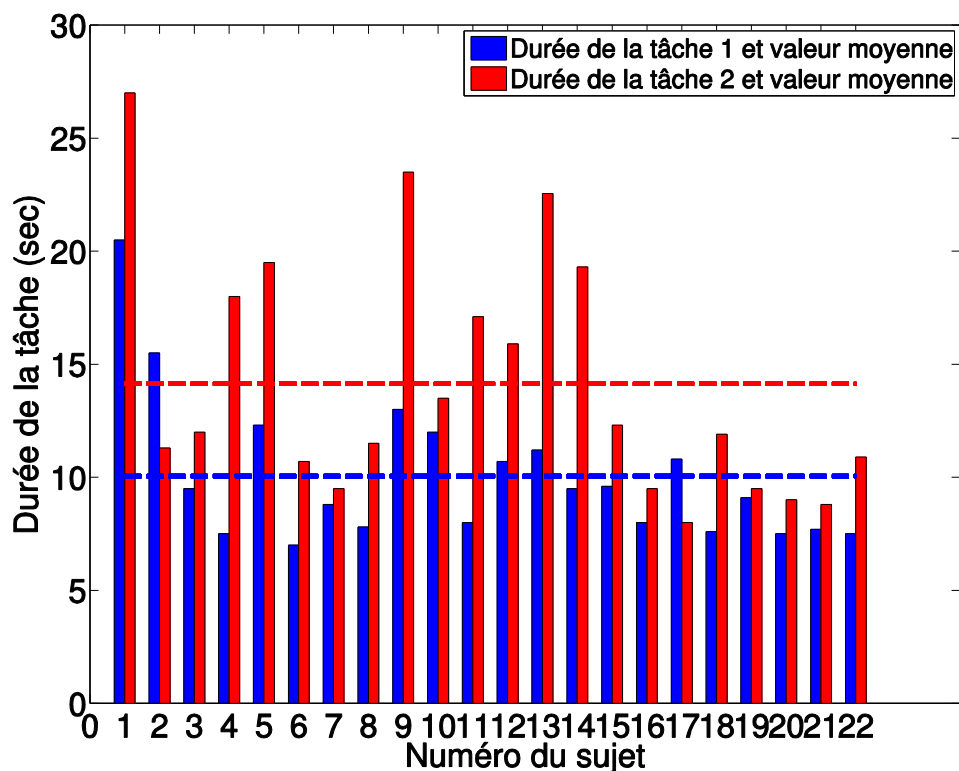


Figure 3-4. D1 : durée des tâches 1 et 2 pour chaque sujet.

La seconde remarque qu'on l'on peut faire concernant le Tableau 3-4 est que, quelle que soit la partie de l'expérience sur laquelle on se trouve (P, S ou T), le nombre de descripteurs sélectionnés est relativement le même. Nous pouvons, à partir de là, avancer l'hypothèse suivante : concernant la classification des sujets en deux groupes, il

pourrait être suffisant de ne prendre en compte que la première moitié de la situation de prise de décision. Cela pourrait répondre à la question : à partir de quel moment peut-on prédire la classe d'indécision d'un sujet ? Une réponse plus aboutie à cette question ainsi que la vérification de l'hypothèse seront fournies dans la section 3.4.3.3.

Regardons à présent plus en détail quelques résultats du Tableau 3-4. Sur la Figure 3-5 est affichée la distribution des durées des tâches (D1), pour les deux groupes de sujets et pour la totalité des tâches (colonne « T »).

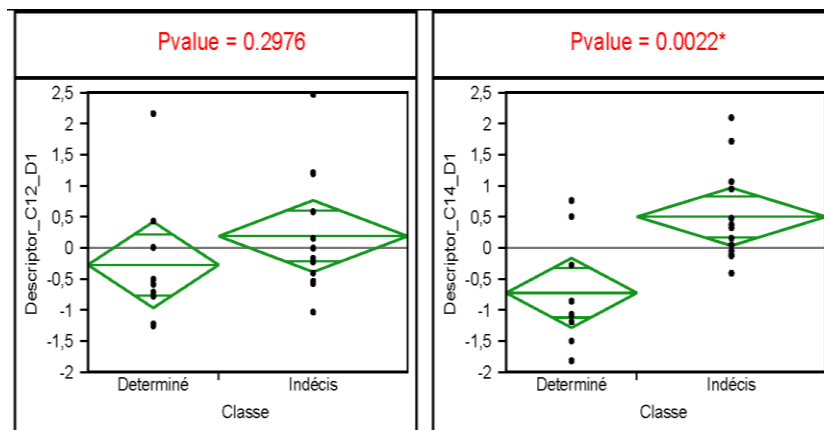


Figure 3-5. Durées normalisées des tâches (D1), pour la Tâche 1 (à gauche) et la Tâche 2 (à droite).

Nous pouvons constater que le sujet moyen indécis, relativement au sujet moyen déterminé, passe plus de temps sur chaque tâche. Ceci est cohérent avec les travaux de Frost et Shows (Frost & Shows 1993). Cette observation est plus pertinente sur la Tâche 2, avec une p-value de 0.0022.

Considérons à présent le temps qui est consacré à l'alternative choisie (D2), pour la totalité de chaque tâche (colonne « T » du Tableau 3-4) sur la Figure 3-6. Pour la tâche la moins complexe (à gauche), il n'y a pas de différence significative entre les sujets déterminés et les sujets indécis : la p-value est de 0.5791. Pour la tâche la plus complexe (à droite), nous constatons que le sujet moyen indécis, relativement au sujet moyen déterminé, accorde plus d'attention à l'alternative qu'il finit par choisir. La p-value ici est de 0.0160. Ceci est cohérent avec les résultats de Ferrari et Dovidio (Ferrari & Dovidio 2000), à savoir que, avant de se prononcer, les personnes indécises amassent plus d'informations sur l'alternative choisie que les personnes déterminées.

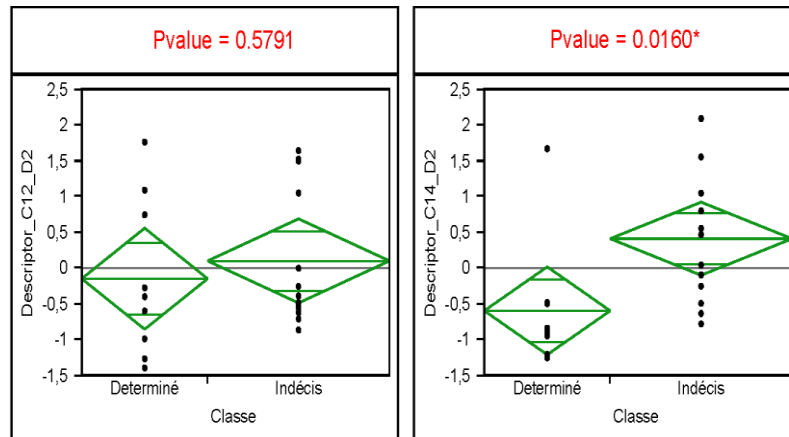


Figure 3-6. Durées (normalisées) accordées aux alternatives choisies (D2), pour la Tâche 1 (à gauche) et la Tâche 2 (à droite).

Considérons enfin la longueur des trajets « inter-alternatives » (D21), pour la seconde moitié de chaque tâche (colonne « S » du Tableau 3-4). Les résultats sont affichés sur la Figure 3-7. Les observations que nous pouvons faire rejoignent celles de Patalano et al. (Patalano et al. 2009), à savoir que la relation entre la stratégie exploratoire et le degré d'indécision dépend du fait que l'on considère uniquement la première ou la seconde moitié d'une situation de prise de décision. En effet, pour les tâches 1 et 2, le sujet moyen indécis, relativement au sujet moyen déterminé, effectue plus de sauts d'une alternative à une autre dans la seconde moitié de la situation de choix. Nous n'avons pas pu constater ce phénomène dans la première moitié de la tâche.

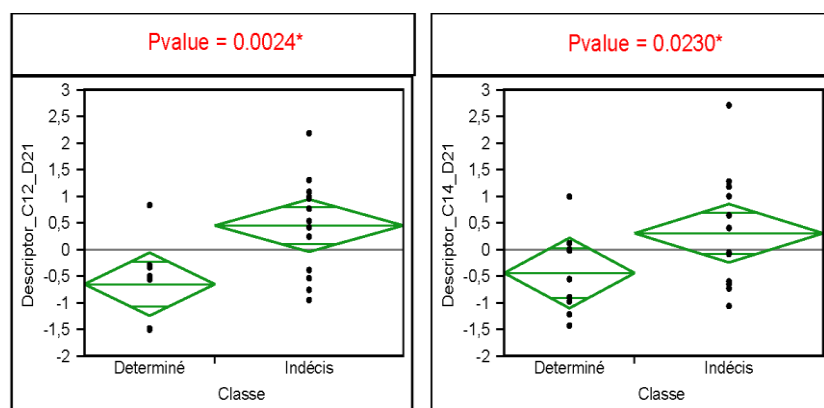


Figure 3-7. Longueurs normalisées des trajets oculaires inter-alternatives (D21) durant la seconde moitié des tâches, pour la Tâche 1 (à gauche) et la Tâche 2 (à droite).

Au total, 13 descripteurs basés sur les saccades et deux descripteurs basés sur les fixations sont conservés.

Après la sélection des descripteurs les plus pertinents d'un point de vue statistique, la prochaine étape consiste à minimiser la redondance de l'information. Pour chaque tâche, et pour chaque partie de la tâche (entier, première moitié, seconde moitié), nous projetons les descripteurs dans l'espace des composantes principales. Nous analysons les contributions des descripteurs dans chaque composante. La Figure 3-8 est un exemple de projection, pour la première moitié de la tâche.

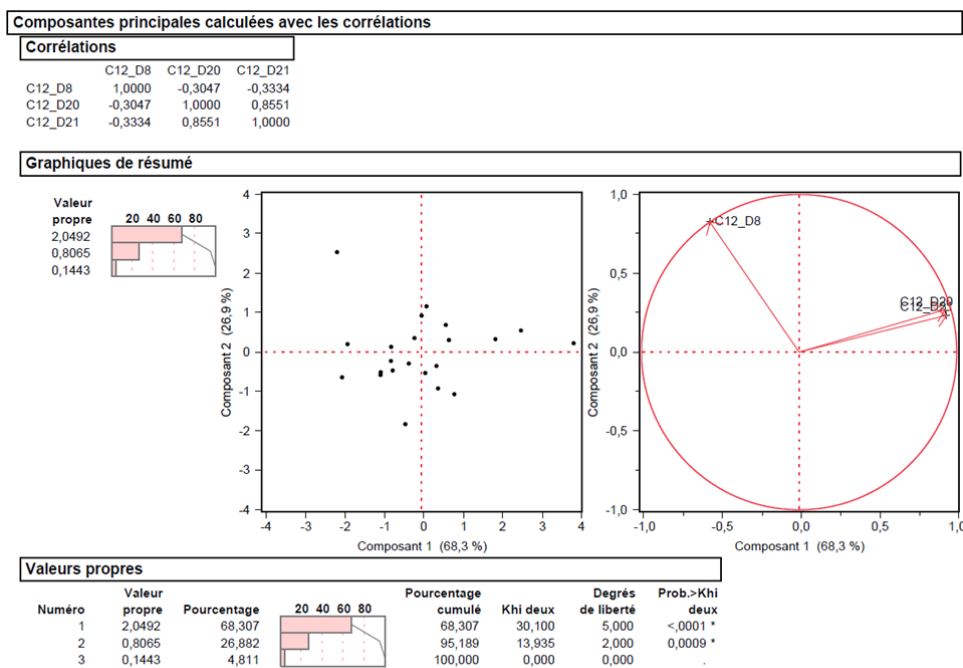


Figure 3-8. Sélection de descripteurs par ACP pour la première moitié de la Tâche 1.

Les descripteurs D8, D20 et D21 avaient été sélectionnés par ANOVA (voir Tableau 3-4). On constate que pour ce cas-ci, les deux premières composantes représentent $68.3+26.9=95.2\%$ de la variance au sein de la population. La projection s'effectue donc uniquement sur les deux premiers axes. On constate que la distance angulaire entre les descripteurs D20 et D21 est voisine de 0. En d'autres termes, l'information apportée par les saccades inter-alternatives est similaire à l'information apportée par la totalité des saccades (coefficient de corrélation de 0.85). Ceci est logique car la première phase d'une situation de prise de décision correspond à une phase de recherche d'information. Les sauts entre les différents produits sont donc importants. Voilà pourquoi, pour la

suite, nous conserverons uniquement les descripteurs D8 et D20. Le Tableau 3-5 récapitule la sélection des descripteurs par ACP pour chaque partie de chaque tâche.

	Tâche entière	Première moitié de tâche	Seconde moitié de tâche
Tâche 1	D4, D8, D20, D21	D8, D20	D8, D20, D21
Tâche 2	D1, D2, D6, D10, D14	D1, D2, D6, D10	D1, D6, D10, D20

Tableau 3-5. Sélection des descripteurs après l'ACP pour les modèles de régression.

Il est logique que peu de descripteurs soient nécessaires pour la tâche la moins complexe, quelle que soit la portion de la tâche (première moitié, seconde moitié ou totalité). Par exemple, dans sa totalité, la Tâche 1 requiert 4 descripteurs, tandis que la Tâche 2 en requiert 5. Nous devons également noter que, de manière générale, une tâche dans sa totalité requiert plus de descripteurs que la première moitié ou la seconde moitié. Enfin, la seconde moitié d'une tâche nécessite plus de descripteurs que la première moitié, lorsqu'il s'agit de séparer la classe des sujets déterminés de la classe des sujets indécis. Ceci peut être mis en perspective avec le résultat de Huang et Kuo (Huang & Kuo 2012) selon lequel c'est dans la seconde moitié que s'opère la phase d'évaluation.

En outre, les descripteurs basés sur les données de saccades (D20 et D21) apparaissent plus dans la Tâche 1 que dans la Tâche 2. Cela peut s'expliquer par le fait que la première tâche ne comporte que deux alternatives. Dans la seconde moitié de la seconde tâche, seule la longueur du scanpath est conservée. Après la phase de sélection d'attributs dans chaque cas, les modèles prédictifs peuvent être construits.

3.4.3.3. Sélection du meilleur modèle de régression

Deux algorithmes de régression sont implémentés et comparés : la régression linéaire multiple (Multiple Linear Regression), et la SVR à noyaux. Sur le Tableau 3-6 sont présentés les résultats pour les deux algorithmes. Comme indicateur de déviation concernant le degré d'indécision prédit, nous utilisons l'erreur moyenne quadratique (Mean Square Error, MSE) Le MSE est défini par la moyenne arithmétique des carrés de la différence entre les valeurs prédites et les valeurs réelles.

	MSE sur la tâche entière	MSE sur la première moitié de tâche	MSE sur la seconde moitié de tâche
Tâche 1	MLR : 19% P-SVR : 9% R-SVR : 18% S-SVR : 8%	MLR : 20% P-SVR : 19% R-SVR : 20% S-SVR : 15%	MLR : 20% P-SVR : 16% R-SVR : 19% S-SVR : 26%
Tâche 2	MLR : 25% P-SVR : 15% R-SVR : 17% S-SVR : 14%	MLR : 23% P-SVR : 15% R-SVR : 20% S-SVR : 18%	MLR : 24% P-SVR : 24% R-SVR : 20% S-SVR : 42%

Tableau 3-6. MSE pour les modèles de régression, pour chaque tâche et pour chaque portion de tâche.

La première colonne contient les résultats qui correspondent à la totalité de la Tâche. La seconde colonne contient les résultats correspondant à la première moitié d'une situation de prise de décision, c'est-à-dire la recherche d'information et l'orientation. La troisième colonne contient les résultats qui correspondent à la phase d'évaluation. Nous utilisons une validation croisée par « leave-one-out » (leave-one-out cross-validation, LOOCV). Etant donné N observations (ici, N=22), la méthode du LOOCV consiste à construire un modèle sur N-1 observations et à le tester sur le N^e restant. Le processus est répété N fois.

Considérons les deux premières colonnes du Tableau 3-6. La question que l'on se pose ici est la suivante : la prédiction du degré d'indécision d'un individu lors d'une situation de choix peut-elle être améliorée en ne prenant en compte que la première moitié ou la seconde moitié de cette situation de choix ? Concernant la Tâche 1, aucune amélioration n'est à signaler si l'on ne prend en compte que la première moitié de la tâche. Pour le régresseur MLR, nous passons de 18% d'écart sur la totalité de la tâche, à 20% d'écart sur la première moitié. Les observations sont les mêmes concernant les régresseurs SVR. Si l'on considère la Tâche 2, l'écart des régresseurs MLR décroît, passant de 25% à 23%. Le MSE pour le régresseur P-SVR demeure constant à 15%. De plus, si nous comparons les résultats de la première tâche avec ceux de la seconde tâche, nous pouvons constater que les écarts sont moins importants dans le premier cas. Au vu de ces observations, nous pouvons avancer les conclusions suivantes : (i) le degré d'indécision du sujet est plus facilement identifiable sur la totalité de la tâche la moins complexe ; (ii) pour la tâche la plus complexe, il est suffisant de ne se cantonner qu'à la première moitié.

Considérons enfin la seconde colonne et la troisième colonne du Tableau 3-6. Nous pouvons noter que, pour la Tâche 1, la régression sur la seconde moitié de la tâche mène à moins d'erreurs que la régression sur la première moitié. En effet, les MSE du régresseur MLR demeure le même ; les MSE de régresseurs P-SVR et R-SVR décroissent. Seul le MSE du régresseur S-SVR croît. La tendance est inversée dans la Tâche 2. Excepté pour le R-SVR, dont le MSE reste constant de la première moitié de la tâche à la seconde, les MSE des autres régresseurs sont moins importants dans la première moitié de la tâche que dans la seconde. Au vu de ces observations, nous pouvons avancer les conclusions suivantes : (iii) pour la tâche la moins complexe, la prédiction du degré d'indécision du sujet est optimale en privilégiant la seconde moitié de la tâche ; pour la tâche la plus complexe, le constat est inversé.

Sur le Tableau 3-7 suivant est présenté le meilleur modèle de régression pour chaque tâche, en fonction de MSE fournis dans le Tableau 3-6. Les MSE correspondants sont marqué entre parenthèses.

	Modèles sélectionnés		
	Tâche entière (MSE)	Première moitié de tâche (MSE)	Seconde moitié de tâche (MSE)
Tâche 1	S-SVR (8%). Descripteurs D4, D8, D20, D21.	S-SVR (15%). Descripteurs D8, D20.	P-SVR (16%). Descripteurs D8, D20, D21.
Tâche 2	S-SVR (13%). Descripteurs D1, D2, D6, D10, D14.	P-SVR (15%). Descripteurs D1, D2, D6, D10.	R-SVR (20%). Descripteurs D1, D6, D10, D20.

Tableau 3-7. Meilleur modèle de régression

Le Tableau 3-7 illustre le fait que le régresseur SVR fournit de meilleurs résultats que la régression classique MLR. Ceci valide l'utilisation du SVR au lieu du MLR. En ce qui concerne la tâche la moins complexe (avec deux alternatives), il est préférable de considérer la totalité de la situation de choix, pour construire un modèle de prédiction du degré d'indécision. Dans la tâche la plus complexe (avec quatre alternatives), les erreurs moyennes quadratiques sur la première moitié de la situation de choix sont proche des erreurs sur la totalité de la tâche. Il est suffisant, pour la Tâche 2, de restreindre l'analyse à la première moitié de la tâche.

Ces remarques sont cohérentes avec le fait que plus une tâche est complexe, plus les personnes vont mettre du temps avant d'émettre un choix, et plus faciles sera la

distinction des antagonismes entre la première moitié et la seconde moitié de la tâche. En d'autres mots, pour la tâche la plus complexe, les différences dans la stratégie exploratoire sont visibles dès la phase d'orientation et de recherche d'informations.

3.4.3.4. Discussion

Rappelons que, dans le cadre du projet de marketing comportemental, les acteurs de la grande distribution ont besoin de savoir si les sujets hésitent devant les produits qu'ils achètent. Nous avons proposé une approche originale pour l'identification du degré d'indécision.

Nous avons analysé le comportement de 22 sujets. Nous avons commencé par définir 24 descripteurs oculométriques. Une première analyse statistique (ANOVA) nous a permis de réduire la liste à 15 descripteurs. Pour prédire le degré d'indécision de chaque sujet, nous avons implémenté deux algorithmes de régression. Les modèles prédictifs sont construits avec un maximum de 5 descripteurs oculométriques sélectionnés par une ACP et nous avons atteint une MSE de 13%. Ces résultats sont très importants pour le domaine du marketing comportemental et mènent à une meilleure compréhension du processus décisionnel du consommateur en situation d'achat. Ces résultats peuvent également être appliqués à d'autres domaines de recherches qui mettent en jeu l'état émotionnel du sujet : les compétitions de courses automobiles, le pilotage d'avions de ligne et de chasse, ou encore les désordres psychiatriques.

Les résultats pourraient également être enrichis en introduisant d'autres descripteurs oculométriques, en se basant par exemple sur l'ouverture pupillaire. Nous pourrions également affiner l'étude, en détectant la frontière, pour chaque individu, entre la phase de recherche d'information et la phase d'évaluation (Huang & Kuo 2012).

Malheureusement, notre partenaire dans le projet ORIGAMI, n'a pas réussi à développer un système oculométrique non-invasif, ce qui ne nous a pas permis de tester notre approche en situation réelle. Par conséquent, nous nous sommes orientés vers une autre modalité qu'est la préhension. Ce travail sera présenté dans la section suivante.

3.5. Approche préhension

Dans cette section dédiée à l'étude du comportement d'indécision avec une approche préhension, nous nous sommes inspirés de la méthodologie d'eye-tracking. Dans l'étude du regard, les fixations et les saccades oculaires sont les données sur lesquelles se base notre application. L'idée dans cette section consiste à décomposer la trajectoire de la main en instants de repos et instants de mouvements. Un instant de repos peut

correspondre, par exemple, au moment où la main saisit un produit et un instant de mouvement correspond au passage d'un produit à un autre.

La Figure 3-9 schématise la structure de notre approche. Le but ici est d'identifier la classe d'indécision (« déterminé » ou « indécis »).

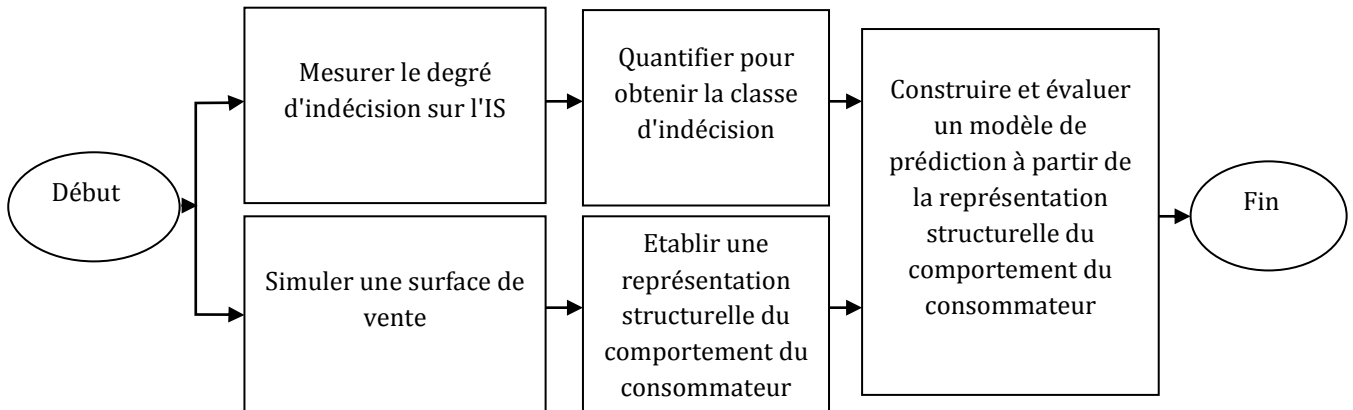


Figure 3-9. Architecture de l'approche préhension.

La vérité terrain utilisée est toujours la mesure du degré d'indécision au sens de Frost et Shows. Le seuil de séparation des deux classes est déterminé avec la maximisation de la variance interclasse, de la même manière que pour l'analyse oculométrique. A travers la reconstruction d'une surface de vente, une représentation structurale du comportement du consommateur est proposée, avant de construire les modèles prédictifs.

3.5.1. Méthodes utilisées

Nous commençons par expliciter l'idée générale de la représentation comportementale en définissant les variables étudiées, avant de traduire cette représentation sous forme mathématique.

3.5.1.1. Représentation hiérarchique des comportements du consommateur

Nous illustrons la situation de prise de décision du consommateur à travers une structure hiérarchique (Figure 3-10) où chaque niveau représente un niveau de description. Plus le niveau est bas, plus la description est élémentaire. Le premier niveau est simplement une trajectoire de la main en dimension 4, 3 coordonnées pour l'espace et une coordonnée pour le temps. Le deuxième c'est la décomposition de ces trajectoires en phase de repos et de mouvements. La dernière, c'est la représentation sous forme d'un modèle markovien de la tâche accomplis par le sujet.

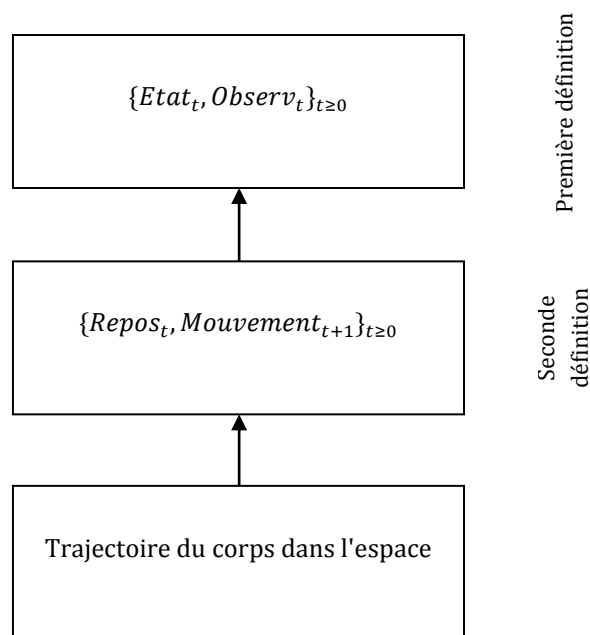


Figure 3-10. Représentation structurelle du comportement du consommateur en magasin.

Nous proposons alors deux définitions qui correspondent aux deux derniers niveaux.

a) Définition 1 : Séquence de repos et de mouvements

Lorsqu'un sujet est devant un rayonnage et veut effectuer un achat, la trajectoire de la main peut se décomposer en une succession d'étapes de repos et d'étapes de mouvements. De façon plus précise, nous utilisons la définition suivante pour décrire un repos :

A un instant t , la main est dans une étape de repos si celle-ci demeure dans un volume de dimension $\Delta x * \Delta y * \Delta z$ pendant une durée Δt , où (x, y, z) sont les coordonnées 3D de la main.

Après avoir détecté les étapes de repos dans une situation de prise de décision, les intervalles qui restent sont étiquetés comme des étapes de mouvements.

b) Définition 2 : Séquence d'état récurrents avec des observations

Une situation de prise de décision peut être décomposée en une séquence d'états récurrents durant lesquelles on observe des microphénomènes. En d'autres termes, chaque fois qu'une personne va faire ses courses, elle suit un protocole d'actions ou d'états, comme par exemple l'action sentir un produit, qui équivaut au rapprochement de la main et du visage. Sur chaque action ou état, plusieurs microphénomènes ou observations peuvent être décrits : par exemple, la durée de l'action de sentir le produit.

Pour définir la séquence d'états, quelques définitions doivent être données :

1- Nous appelons M le nombre de produits entre lesquelles le sujet doit choisir, sur l'étalage du magasin.

2- Nous convenons que la main peut entrer en interaction avec $M+3$ zones. Les M premières zones correspondent aux voisinages de chaque produit sur l'étalage ; les 3 autres zones correspondent au voisinage du chariot, au voisinage de la tête, et au reste de l'espace disjoint des $M+2$ zones précédemment définies.

A partir de là, nous pouvons créer une variable 'Location_Hand' qui prend $M+3$ valeurs, et qui nous serviront à définir les états dans le HMM:

- Location_Hand = 0, si la main est proche du visage. Cela signifie que le sujet est entrain de sentir le produit ou de l'examiner visuellement.
- Location_Hand = m , $1 \leq m \leq M$. Cela signifie que la main du sujet est proche de l'un des M produits sur l'étalage.
- Location_Hand = $M+1$. Cela signifie que la main est proche du caddie (ou du chariot)
- Location_Hand = -1. Cela signifie que la main n'est ni près du visage, ni proche de l'un des M produits sur l'étalage, ni proche de chariot (ou du caddie).

Lorsque le sujet se trouve dans un état, à un instant t donné, plusieurs observations (variables observables) peuvent être effectuées pour décrire cet état.

Variables d'observation	Domaine
Nb_Zones_Visitees	$\in \mathbb{N}$.
Nb_Zones_Distinctes_Visitees	$\in \llbracket 0; M + 3 \rrbracket$
Attention_Zone_A	$\in \mathbb{N}$
Ratio_Nb_Relative_Sur_ZoneA	$\in \llbracket 0; 100 \rrbracket$
Ratio_Nb_Absolue_Sur_ZoneA	$\in \llbracket 0; 100 \rrbracket$

Tableau 3-8. Variables d'observation.

La première variable d'observation est le nombre de zones visitées à l'instant t , 'Nb_Zones_Visitees'. En pratique, nous restreignons le domaine de variation à $\llbracket 0; T \rrbracket$, où T est le produit entre la durée de la tâche la plus longue et la fréquence d'échantillonnage des caméras à infrarouge (60 Hz, voir section 3.5.2). En d'autres

termes, T est le nombre de périodes temporelles chez le sujet ayant passé le plus de temps sur une tâche.

La seconde variable d'observation, 'Nb_Zones_Distinctes_Visitees', est le nombre de zones qui ont déjà été visitées, du début de l'expérimentation jusqu'à l'instant t . Cette variable est majorée par $M+3$.

La troisième variable d'observation, 'Attention_Zone_A', est le nombre de périodes d'échantillonnage durant lesquelles la main du sujet est proche de la zone 'A', depuis le début de l'expérimentation jusqu'à l'instant t . Cela représente l'attention qui est accordée à la zone 'A'. 'A' est l'une des $M+3$ zones d'intérêt.

La quatrième variable d'observation est le pourcentage d'attention accordée par la main à la zone 'A', depuis le début jusqu'à l'instant t . Il est donné par la formule suivante :

$$\text{Ratio_Nb_Relative_Sur_ZoneA}(t) = 100 * \begin{cases} \frac{\text{Attention_Zone_A}}{t}, & \text{si } t > 0 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

La cinquième variable d'observation est le pourcentage d'attention accordée par la main à la zone 'A', depuis le début jusqu'à la fin de l'expérimentation. Il est donné par la formule suivante :

$$\text{Ratio_Nb_Absolue_Sur_ZoneA}(t) = 100 * \frac{\text{Attention_Zone_A}}{T}$$

Le suffixe "Relative" décrit le fait que l'attention est rapportée sur la durée écoulée depuis le début de l'expérience. Le suffixe "Absolue" décrit le fait que l'attention est rapportée sur la durée totale de l'expérience. La structure temporelle des actions du consommateur dans une surface de vente mène au fait qu'un tel comportement peut être représentée sous forme d'un modèle de Markov.

3.5.1.2. Modélisation markovienne du comportement du consommateur

Les HMM (Hidden Markov Model, HMM) sont un puissant outil statistique pour modéliser des séquences d'évènements qui peuvent être caractérisées par un processus génératif sous-jacent et une séquence observable. Andrei Markov a donné son nom à la théorie mathématique du processus de Markov au début du 20^e siècle (Markov 1913), mais ce sont Baum et ses collègues qui ont développé la théorie des HMM dans les années 1970 (Baum et al. 1970). Par la suite, les HMM sont couramment utilisés dans des domaines aussi différents que la reconnaissance de la parole (Ananthi & Dhanalakshmi 2015) (Liu et al. 2013), la reconnaissance de formes (Islam et al. 2012),

la reconnaissance du geste (Xue et al. 2014) (Richarz & Fink 2011), l'analyse de la structure des vidéos dans les disciplines sportives (Xie et al. 2002).

Les données de trajectoires d'objets sont un processus stochastique avec une continuité temporelle. Dans notre application, la modélisation des comportements peut donc s'effectuer à l'aide des HMM. La Figure 3-11 schématise les états de transition de notre situation d'achat.

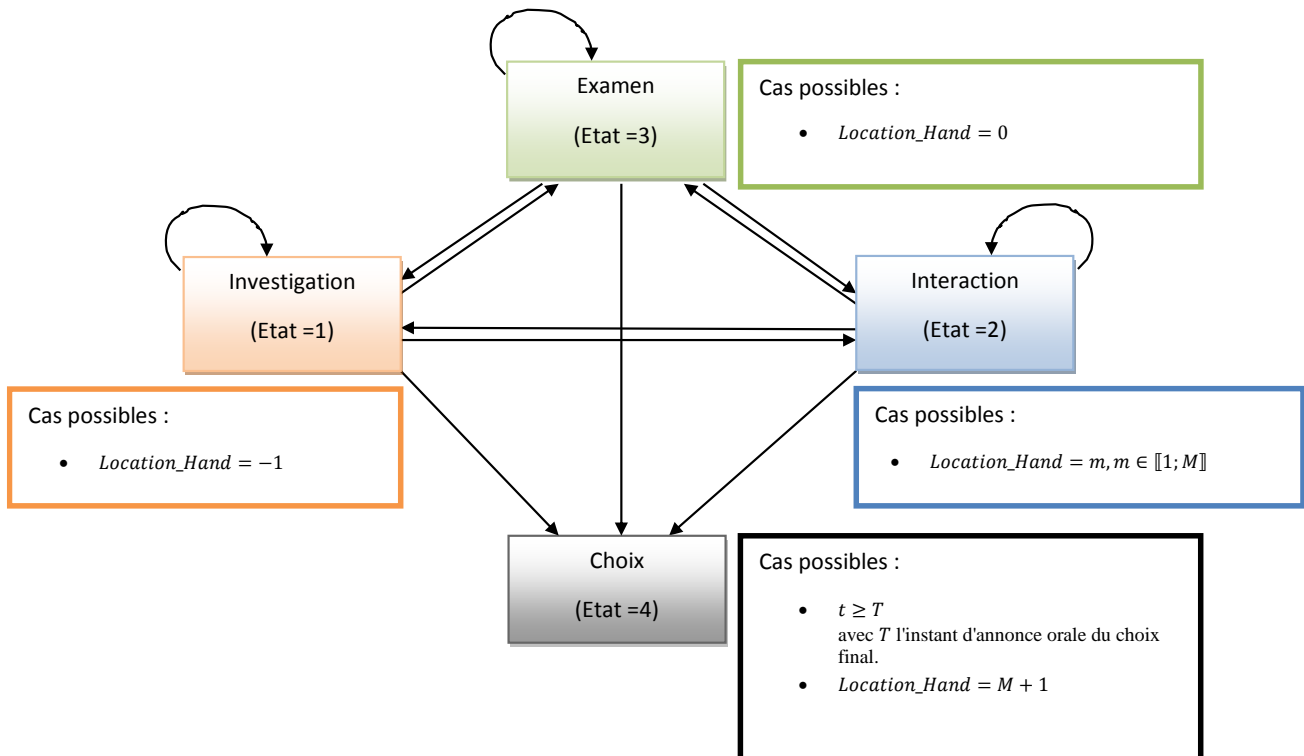


Figure 3-11. Etats récurrents. La quantité M correspond au nombre d'articles à disposition du client. m désigne donc l'indice d'un article et $M+1$ désigne le caddie ou le chariot.

Nous définissons quatre états. Le premier état est appelé état d'Investigation. Il correspond aux phases durant lesquelles le sujet prend et accumule des informations relatives à son environnement et au produit qu'il désire acheter. Cet état est détecté lorsque la main du sujet n'est ni proche du visage, ni proche de l'un des produits sur le stand, ni proche du chariot (la variable $Location_Hand$ vaut -1). Le second état est appelé état d'Interaction. Il correspond aux phases durant lesquelles le sujet entre en contact avec le stand. Cet état d'interaction est détecté lorsque la main est proche de l'un des produits sur le stand (la variable $Location_Hand$ prend la valeur de l'indice du produit exposé). Le troisième état est appelé état Examen. Il correspond à un examen plus en profondeur du produit, soit de manière visuelle (lecture des composants sur le packaging), soit de manière olfactive ou gustative. Cet état est détecté lorsque la

position de la main est proche de la position de la tête (la variable `Location_Hand` vaut 0). Enfin, le dernier état est appelé état du Choix. Il s'agit soit de la phase durant laquelle le sujet dépose le produit dans le chariot, soit à la fin de l'expérimentation.

Les transitions peuvent être entrantes ou sortantes, pour les trois premiers états. En effet, un sujet peut tour à tour examiner un produit de loin, le saisir pour lire sa composition, le reposer sur le stand, ou le reprendre pour goûter un échantillon (si l'échantillon est disponible). Nous considérons que dès lors que le sujet dépose le produit dans le caddie, la tâche est terminée. Voilà pourquoi il n'y a que des transitions entrantes pour le dernier état.

A chaque catégorie d'individus est associé un modèle spécifique sur ce schéma de transitions. Il s'agit maintenant de formaliser le schéma de transition précédent.

a) Formalisme de notre HMM

Un HMM $\lambda = (A, B, \pi)$ est défini par les cinq points suivants :

- Un ensemble S de N états. $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$. Un état à l'instant t est noté q_t ($q_t \in S$). Ici, $N = 4$ (Figure 3-11), $s_i = i$, et $S = \{Investigation, Interaction, Examen, Choix\}$.
- Pour chaque variable d'observation, il existe R symboles observables, $V = \{V_1, V_2, \dots, V_R\}$. Un élément O_t de V représente le symbole observé de la variable d'observation à l'instant t . Ici, nous avons $(2+3^* \#Zones)$ variables d'observation, avec $\#Zones$ le nombre de zones d'intérêt dans l'expérimentation. En pratique, une zone d'intérêt peut être soit l'espace occupé par un produit sur l'étalage, soit le visage du sujet, soit l'espace entre le produit sur l'étalage et le visage.
- Une matrice $A = a_{ij}$ des probabilités de transition entre états.

$$a_{ij} = A(i, j) = P(q_{t+1} = s_j | q_t = s_i), \forall i, i \in \llbracket 1; N \rrbracket, \forall t \in \llbracket 1; T \rrbracket$$

Dans notre expérimentation, il y quatre états (Figure 3-11). Ainsi, A est une matrice de dimension 4 par 4.

- Pour une variable d'observation, la matrice B des probabilités d'observation est définie par

$$B(i, l) = P(O_t = v_l | q_t = s_i), 1 \leq i \leq N, 1 \leq l \leq R$$

Les dimensions de B dépendent du nombre de symboles par variable d'observation.

- Un vecteur de probabilité π_i représentant la probabilité initiale de chaque état.

$$\begin{aligned}\pi_i &= P(q_1 = s_i), 1 \leq i \leq N \\ \pi &= \{\pi_i\}, 1 \leq i \leq N.\end{aligned}$$

π a les mêmes dimensions que A , c'est-à-dire 4 par 4.

Le HMM $\lambda = (A, B, \pi)$ est calculé en utilisant l'algorithme de Baum-Welch. La formulation donnée ici est basée sur la description donnée par Rabiner (Rabiner 1989).

Rappelons que le but de ce travail est de distinguer les sujets déterminés des sujets indécis dans une situation de choix. Nous construisons donc deux HMM, $\lambda_d = (A_d, B_d, \pi_d)$ et $\lambda_{\bar{d}} = (A_{\bar{d}}, B_{\bar{d}}, \pi_{\bar{d}})$, pour respectivement la classe déterminé et la classe indécis.

Considérons une nouvelle personne X , dont la séquence d'actions est O . La probabilité d'occurrence de ces actions, $P(O)$, est donnée par la formule qui suit :

$$P(O) = 0.5 + \frac{P(O|\lambda_{\bar{d}}) - P(O|\lambda_d)}{2}$$

Plus la probabilité $P(O)$ est élevée, plus il est probable que sujet soit indécis ; plus $P(O)$ est faible, plus il est probable qu'il soit déterminé.

b) Fusion de HMM et régression linéaire

Détecter si une personne est indécise ou pas d'une manière non-invasive est un problème difficile. Pour effectuer cette prédiction, nous mettons les sujets face à plusieurs scénarios d'achat, car le caractère indécis d'une personne se manifeste de manières différentes suivant la complexité de la tâche à effectuer. En d'autres termes, la prédiction de la classe d'indécision s'effectue avec plusieurs classifieurs de ces différentes tâches. Pour notre application, en situation contrôlée, la combinaison de ces classifieurs se fait avec une régression.

On note Ω le nombre de tâches et $P_\omega(O)$ la probabilité de réalisation de la séquence d'actions O dans la ω^{ieme} tâche. Pour chaque personne X , une matrice $P_X(O) = [P_\omega(O)]_{1 \leq \omega \leq \Omega}$ est calculée. La probabilité finale, $P(O)$, est calculée grâce à une régression logistique. La procédure est illustrée dans la Figure 3-12.

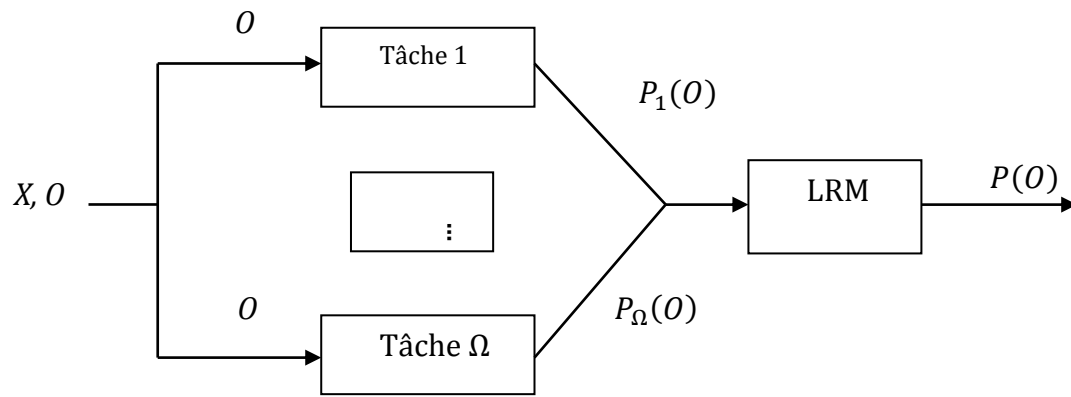


Figure 3-12. Fusion de HMM par régression linéaire pour la prédiction de la classe d'indécision

En situation réelle, cela se traduirait par le cas suivant. Pour un client venu effectuer des courses dans un magasin, la Tâche n° i correspondrait à l'achat du i^e produit de sa liste de courses. A chaque achat serait attribuée au client une probabilité d'appartenance à l'une des deux classes. Par la suite, une procédure combinant tous ces classifieurs sera appliquée pour détecter sa classe d'appartenance.

3.5.2. Protocole expérimental

De même que pour l'approche basée sur le regard, les expérimentations ont été menées en laboratoire. La variable dépendante est la classe d'indécision ("déterminé" ou "indécis",) et les variables indépendantes sont deux variables merchandising importantes à savoir le prix et le packaging.

Dans une salle du laboratoire IBISC, nous avons simulé une surface de vente (Figure 3-13). Il y a deux tables devant le sujet. La première table, à droite, représente le stand où sont exposés les produits ; la seconde table, représente le caddie (ou le charriot). Le système est calibré de telle sorte que les positions de tous les objets de la scène sont connues par rapport aux caméras.

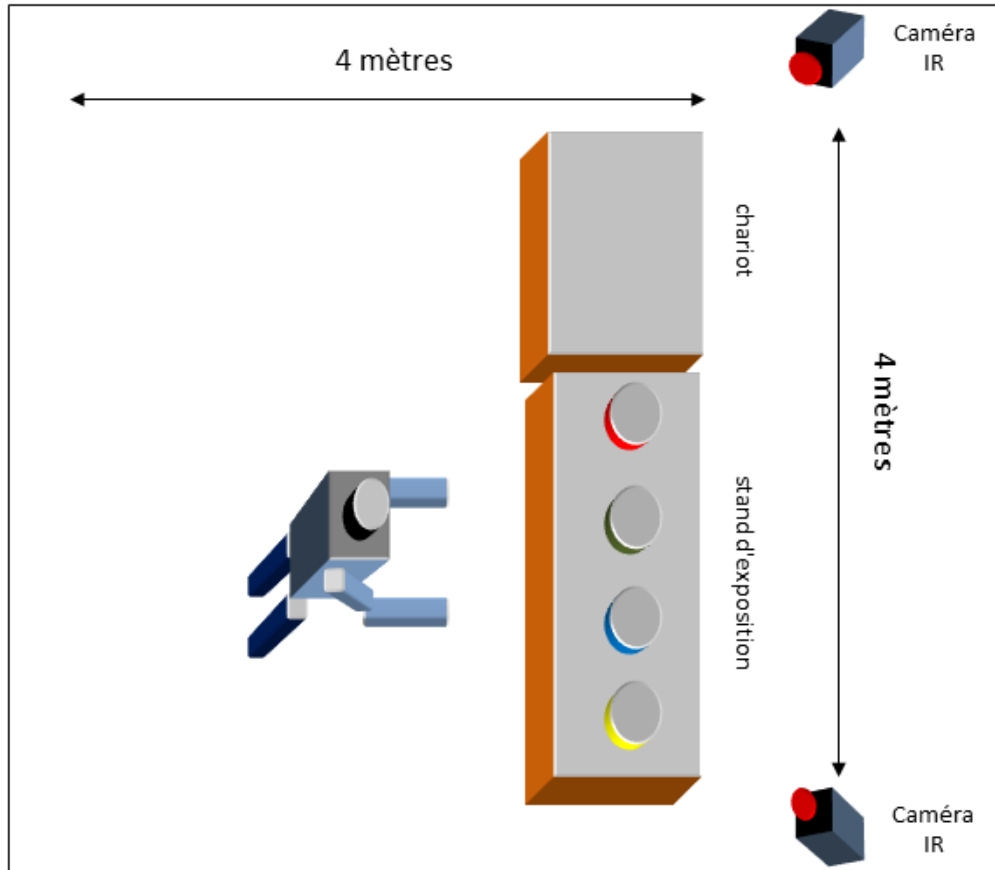


Figure 3-13. Disposition du laboratoire.

Le système de capture de mouvement, fabriqué par la société ART[†], fonctionne de la manière suivante. Il y a deux caméras infra rouges qui collectent les données à une fréquence de 60Hz. Ces caméras reçoivent la position des objets traqués grâce à des billes réfléchissantes, avec une précision de 0.1 millimètre. Comme seuls les mouvements de la main et la tête du sujet sont enregistrés, l'expérimentation ne nécessite qu'une paire de lunettes et un gant (voir Figure 3-14). Sur chacun de ces éléments, nous avons placé des marqueurs passifs sur le gant. Ces marqueurs sont des billes rétro réfléchissantes, c'est à dire qu'elle réfléchit le rayonnement IR incident en direction de la source lumineuse (placée sur la caméra). Si le sujet est droitier, le gant est enfilé sur la main droite ; dans le cas contraire, il est mis sur la main gauche.



Figure 3-14. Caméra IR (à gauche) et objets traqués (au centre et à droite).

Rappelons que pour notre approche, nous supposons que la tête ou la main du sujet est dans une étape de repos lorsqu'il demeure dans un voisinage de dimension $\Delta x * \Delta y * \Delta z$ durant une période Δt , où (x,y,z) sont les coordonnées 3D de la tête/main dans un espace cartésien. Les valeurs suivantes sont choisies :

- $\Delta t = 0.3$ seconde
- $\Delta x = \Delta y = \Delta z = 0.1$ m
- Le seuil de proximité entre la main et l'un des produits sur le stand d'exposition est de 0.2 m.
- Le seuil de proximité entre la main et la tête est de 0.3 m.

Un groupe de 16 étudiants est constitué, ils ont entre 20 et 30 ans. L'expérience se divise en quatre tâches. La Tâche 1 est une tâche d'entraînement (voir Figure 3-15). Elle est conçue pour que le sujet se familiarise avec le dispositif de suivi et qu'il respecte bien les consignes. Huit objets colorés sont placés sur le stand d'exposition. La tâche consiste à transporter aléatoirement, du stand au charriot, un produit à la fois. Il n'y a pas de contrainte de temps. Le sujet ne doit utiliser que la main équipée du gant.

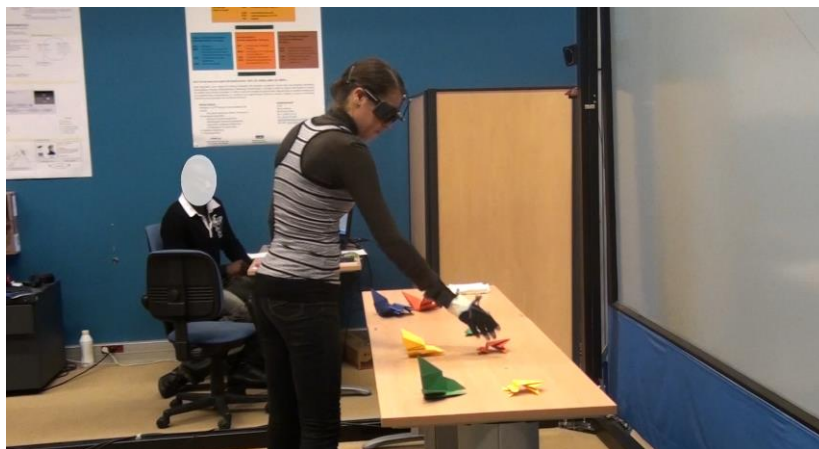


Figure 3-15. Tâche 1 : tâche d'entraînement.



Figure 3-16. Tâche 2 : présence d'échantillons, absence des packagings et des prix.



Figure 3-17. Exemple de champ visuel d'un sujet durant une cession. Les prix sont indiqués sur des étiquettes collées sur les emballages.

La Tâche 2 (voir Figure 3-16), la Tâche 3 et la Tâche 4 sont de vraies situations de prise de décision. Le sujet doit choisir un fromage parmi quatre types de fromages sur le stand d'exposition et ensuite le déplacer jusqu'au charriot. Des échantillons de chaque type de fromage sont disponibles dans une assiette et le sujet peut goûter chaque produit avant de faire son choix. Dans ces trois tâches, différentes informations sont disponibles :

- Dans la Tâche 2, seuls les quatre échantillons sont disponibles ; il n'y a pas de prix ni de packaging
- Dans la Tâche 3, seuls les échantillons et le packaging sont disponibles
- Dans la Tâche 4, les échantillons, le packaging et les prix sont disponibles. Les prix sont de 2.80 euros, 2.99 euros, 3.27 euros et 3.65 euros.

Voici les instructions qui sont données à chaque sujet pour la Tâche 2, la Tâche 3 et la Tâche 4 :

« Voici 4 produits laitiers. Prenez votre temps pour goûter les échantillons. Lorsque votre choix est arrêté, prenez l'assiette correspondante et placez-là dans le charriot. »

La multiplication du nombre de tâches par sujet est motivée par trois idées. La première idée est l'augmentation de la base de données. La seconde idée est que ces trois tâches recréent différentes informations qui peuvent être mises à disposition du consommateur lorsqu'il doit acheter un produit laitier (avec ou sans le packaging, avec ou sans le prix). Nous pouvons ainsi mieux appréhender le comportement du consommateur. Enfin, l'étude de la classe d'indécision est une problématique difficile ; nous proposons ici de construire un modèle de prédiction dans chacune des tâches et ensuite de combiner les experts (voir Figure 3-12).

Une fois passées les sessions d'achat (Tâches 2, 3 et 4), le sujet doit remplir le questionnaire de Frost et Shows dans le but de déterminer la vérité terrain sur sa classe d'appartenance.

3.5.3. Résultats

La Figure 3-18 représente la répartition de la population suivant l'échelle d'indécision. Les degrés d'indécision s'étalent entre les valeurs 1.7 et 3.4. Comme précédemment, le seuil optimal est de 2.67, et est obtenu avec la méthode d'Otsu (Otsu 1979). Il y a 9 sujets dans la classe « déterminé » et 7 sujets dans la classe « indécis ». La classe des sujets déterminés a une moyenne de 2.3 et un écart-type de 0.1. La classe des sujets indécis a quant à elle une moyenne de 3.0 et également un écart-type de 0.1.

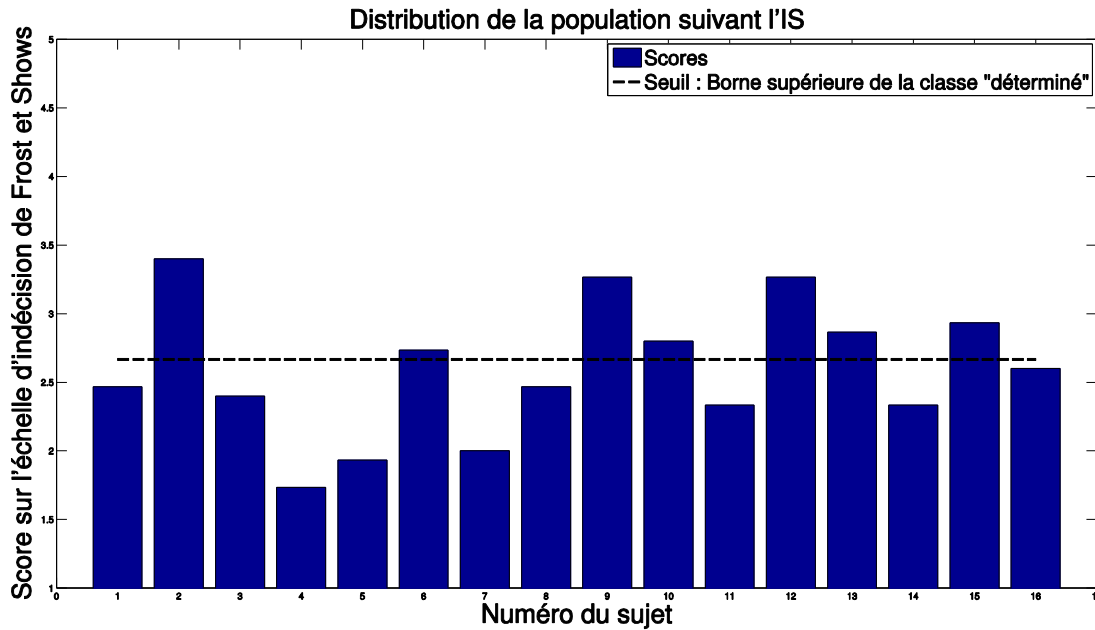


Figure 3-18. Degré d'indécision pour chaque sujet. Le numéro en abscisse indique l'indice du sujet (ordre de passage). La valeur en ordonnée représente le degré d'indécision.

La construction et l'évaluation de notre approche finale (combinaison des tâches), sont faites à travers une K-validation croisée, où K est strictement inférieur à l'effectif de la plus petite classe. Ici, il y a 9 sujets déterminés et 7 sujets indécis ; de ce fait, une 6-validation croisée est réalisée. La procédure est la suivante :

- Nous utilisons les premiers K-1 ensembles pour apprendre les paramètres de la régression logistique. Pour ce faire, une première étape de (K-1)-validation croisée est menée : les HMMs sont appris sur K-2 ensembles et testés sur le (K-1)^e ensemble.
- Le K^e ensemble est utilisé pour évaluer le modèle de régression logistique
- Ainsi, au total, K(K-2) HMMs et K LRMs sont construits.

Sur le Tableau 3-9 sont représentées les matrices de confusions pour les Tâches 2, 3, et 4 et la combinaison des trois tâches.

	Déterminé	Indécis
Déterminé	8	1
Indécis	2	5
Tâche 2		

	Déterminé	Indécis
Déterminé	8	1
Indécis	1	6
Tâche 3		

	Déterminé	Indécis
Déterminé	9	0
Indécis	3	4
Tâche 4		

	Déterminé	Indécis
Déterminé	8	1
Indécis	1	6
{Tâche 2, Tâche 2, Tâche 4}		

Tableau 3-9. Performances des HMMs. Les valeurs sur les lignes correspondent à la vérité terrain. Les valeurs sur les colonnes correspondent aux classes prédites

La première remarque que l'on peut faire est que pour la Tâche 4, trois septième des sujets indécis sont étiquetés comme déterminés. Rappelons que les informations sur les prix des produits ne sont disponibles que dans cette Tâche. Cela signifie que le prix des produits a guidé le choix du participant et que ce choix a été fait rapidement. Pour étayer cette idée, nous menons un test t de Student. Le résultat est illustré dans la Figure 3-19. Nous pouvons voir que, d'un côté, les durées de la Tâche 4 sont très différentes de celles de la Tâche 2 et de la Tâche 3, avec une p-value inférieure à 0.0001. Ceci est cohérent avec le fait que la présence du prix peut lisser la frontière entre la classe déterminé et la classe indécis, en réduisant de part et d'autre le temps de réponse des sujets.

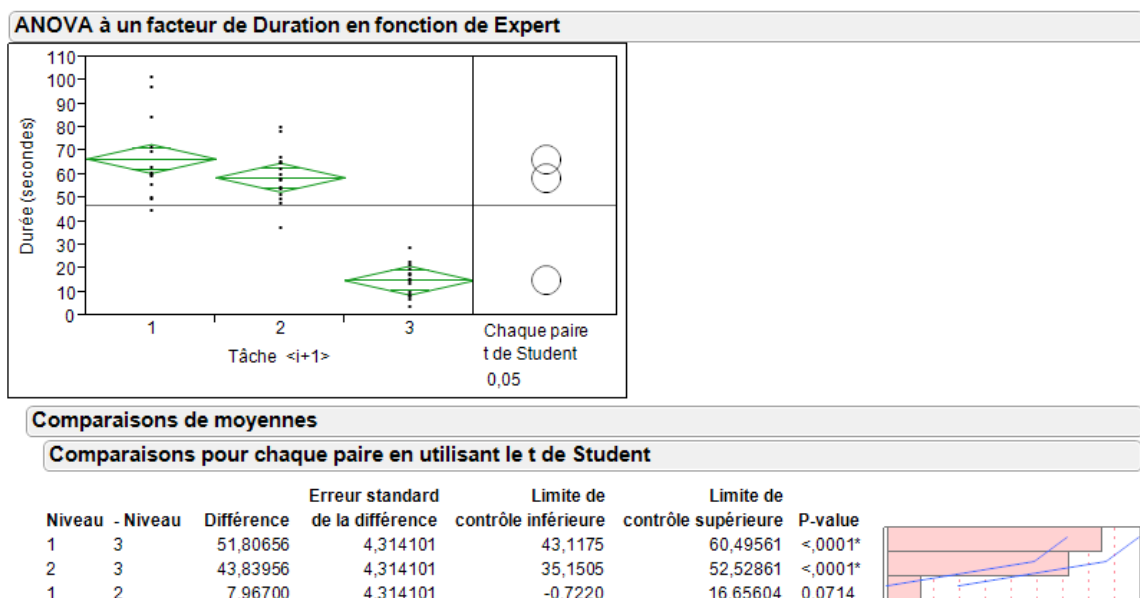


Figure 3-19. Comparaison entre les durées (test t de Student) pour Tâches 2, 3 et 4.

La seconde remarque que l'on peut faire sur le Tableau 3-9 est que, d'une part, les performances des HMMs dans la Tâche 2 et les performances des HMMs dans la Tâche 3 sont presque similaires : plus de 81% de bonnes identifications. En effet, dans les deux cas, sur 9 sujets déterminés, 8 sont correctement identifiés ; la seule différence est que dans la Tâche 3, un sujet indécis en plus est correctement identifié. En effet dans la tâche 3, le fait de rajouter une autre variable qui est le packaging, accentue la frontière entre les indécis et les déterminés. De nombreuses études en marketing comportementales sont menées en ce sens (Story & French 2004) (Nawaz et al. 2012) (Adam & Ali 2014). La combinaison des trois scénarios mène aux mêmes performances que la prédiction sur la tâche 3.

3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, le but est d'analyser une variable comportementale propre au consommateur : l'indécision. Rappelons que l' « indécision » se traduit par *l'état de ne pas (encore) avoir fait, dans un temps imparti, d'engagement stable envers un plan d'action, alors que le besoin de cet engagement est nécessaire.*

L'étude se fait à travers deux analyses : l'analyse du regard, ou oculométrie, et l'analyse des mouvements (préhension). Dans les premiers cas, la question est traitée comme un problème de régression ; dans le second cas, la question est abordée comme un problème de classification. Nous montrons, dans les deux cas, que nous pouvons construire des descripteurs en se basant sur le suivi du regard et de la main. En effet, les mouvements du corps dans l'espace, tout comme les mouvements oculaires, peuvent être décomposés en succession d'états de repos et d'états de mouvements.

Les pourcentages d'erreur sont similaires dans les deux expérimentations. Dans la première expérimentation, le degré d'indécision est identifié avec une erreur moyenne de 13%. Dans la seconde expérimentation, seuls 12% des sujets sont étiquetés dans la mauvaise classe d'indécision.

L'analyse du degré d'indécision fait partie de la seconde étape dans la problématique de l'analyse des consommateurs dans une surface de vente. Les personnes ayant un comportement d'achat indécis présentent beaucoup d'intérêt pour les acteurs de la grande distribution. En effet, en connaissant la tranche d'âge et le genre d'une personne dite indécise, l'un des objectifs à long terme serait de pouvoir orienter les achats de cette personne en lui proposant des publicités.

CHAPITRE 4.

IDENTIFICATION DE COMPORTEMENTS D'ACHAT PAR OCULOMÉTRIE

4.1. Contexte et problématique

Il existe plusieurs variables explicatives du comportement du consommateur. Précédemment, nous avons segmenté les sujets par rapport à des variables qui lui sont propres. Dans ce chapitre, nous étudierons d'autres variables merchandising qui elles, sont liées aux conditions d'achat. L'optique dans lequel s'effectue un achat déterminer le type du consommateur.

On distingue dans la littérature trois grands comportements d'achats (Howard & Jagdish N Sheth 1969) et (Kollat & Willett 1969), l'achat de routine, réfléchi, d'impulsion, (Figure 4-1). L'achat de routine répond souvent à des besoins physiologiques du consommateur (produits alimentaires), qui est alors engagé dans un processus de simplification, avec des critères de choix défini (emballage, prix, habitudes alimentaires). L'achat réfléchi, quant à lui, implique souvent une forte implication du consommateur : cadeau pour une personne, budget conséquent (achat d'un meuble, d'une voiture). L'achat de routine nécessite moins de recueil d'information et de temps que l'achat réfléchi. Enfin, contrairement aux autres types d'achat, l'achat d'impulsion est effectué sans aucune intention à priori.

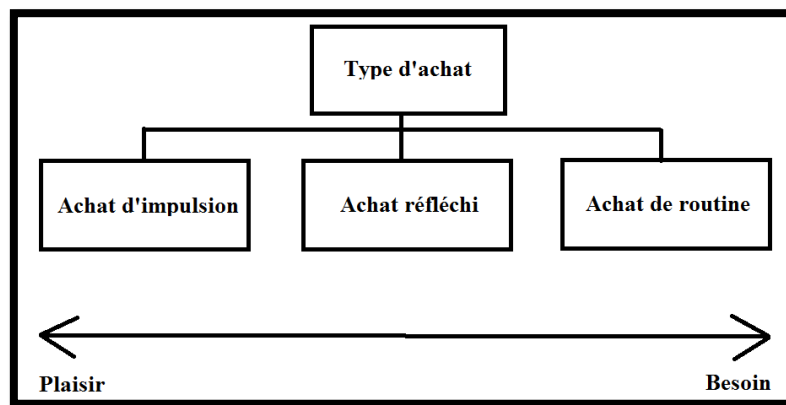


Figure 4-1. Classification des comportements d'achat.

Dans ce chapitre, nous nous focalisons sur deux catégories de comportements d'achat : la réponse comportementale routinière et la réponse comportementale impulsionnelle. Nous nous sommes focalisés sur ces deux comportements pour trois raisons. Tout d'abord, le cas de l'achat réfléchi est traité dans le chapitre 3 avec le degré d'indécision. Ensuite, les achats de routine sont les plus fréquents dans la classification des achats, car ils font intervenir des produits de la vie de tous les jours. Enfin, les achats d'impulsion sont plus liés à la satisfaction d'un plaisir immédiat plutôt que d'un besoin, et que les acteurs du marketing investissent beaucoup pour les stimuler, en termes de campagnes publicitaires.

4.2. Etat de l'art sur les types d'achats

Pour la construction du protocole expérimental, il est important de simuler les actes d'achat, notamment l'achat d'impulsion. D'après la littérature, nous pouvons citer trois facteurs impliqués dans les achats d'impulsion. La première catégorie de facteurs est liée au consommateur lui-même. Un des travaux précurseurs (Rook & Hoch 1985) souligne le fait que ce sont les gens, et non le produit, qui sont au cœur du processus impulsif pendant les courses. Weinberg et Gottwald (Weinberg & Gottwald 1982) ont initialement établi que les acheteurs impulsifs présentent de plus grands sentiments d'amusement, de plaisir, d'enthousiasme et de joie. Chang et al (Chang et al. 2011) montrent que les consommateurs ayant le plus de réponses émotionnelles positives envers le magasin sont les plus enclins à effectuer des achats impulsifs. Un autre aspect des facteurs liés au consommateur est de l'ordre de l'hédonisme. Selon Bonnefond et Giraud (Bonnefond & Giraud 2002), ou encore Cornu et De Marchi (Cornu & De Marchi 2008), la satisfaction d'un besoin viscéral tel que la faim ou la soif a un impact positif sur l'achat impulsif. Plus la satisfaction de l'envie subite est possible, plus

intense sera le désir d'acheter le produit correspondant. L'ambiance du lieu participe aussi à l'achat d'impulsion. Lemoine (Lemoine 2003) montre qu'en influençant positivement le degré de plaisir du consommateur en magasin, l'atmosphère de la surface de vente permet au consommateur de vivre une expérience gratifiante. Les effets positifs d'une bonne atmosphère sont le temps passé dans le magasin, le nombre d'articles achetés et la vitesse de déplacement des consommateurs (Turley & Milliman 2000) (Ezzahra Bakini Driss et al. 2008). Le troisième facteur intervenant sur le comportement d'achat impulsif est un facteur de situation. Les travaux menés par Beatty et Ferrell (Beatty & Elizabeth Ferrell 1998), ou ceux menés par Iyer (Iyer 1989), montrent que plus le consommateur reste dans une surface de vente, plus il sera amené à effectuer des achats impulsifs. Khamassi (Khamassi 2012) montre que plus le consommateur est dans l'urgence, plus grande est la proportion d'achat impulsifs.

De cet état de fait sur les achats d'impulsion, nos expériences seront menées en prenant en compte la pression du temps (facteur de situation) ainsi que la possibilité de satisfaire une envie soudaine (facteur lié au consommateur). Les facteurs d'ambiance ne seront pas intégrés à l'étude. Dans nos travaux, les achats d'impulsion sont opposés aux achats de routine. En marketing, amener le consommateur à un comportement de routine passe par une campagne de fidélisation envers une enseigne de distribution ou une marque de produit (Sallam & Wahid 2015). De nombreuses études sont axées en ce sens. Oliver (Oliver 2010) définit la loyauté envers une marque comme un "engagement sincère et profond à racheter un produit ou à fréquenter un service systématiquement dans le futur, ce qui garantit des achats répétitifs de la même marque, malgré les influences situationnelles et les efforts marketing visant à faire dévier ce comportement". Autrement dit, la loyauté engendre des comportements d'achat de routine envers une marque, et ce malgré les campagnes de publicité d'autres marques. La routinisation d'un comportement passe aussi par l'image donnée par le produit et donc par le packaging. Kotler et Keller (Kotler 2013), dont les travaux portent sur la couleur et la typographie des emballages, avancent que le packaging influe sur les expériences post-achat du consommateur, et donc sur sa propension à revenir vers la marque. Basera et al (Basera et al. 2013), ou encore White and White (White & White 2006) trouvent que les couleurs ont le potentiel de créer une image profonde et durable du produit chez le consommateur.

Parallèlement à la notion de fidélisation à une marque ou à une enseigne, un autre aspect essentiel dans le comportement d'achat de routine est la valeur rationnelle de l'achat. Sheth et al (Sheth et al. 1991) trouvent que les préférences sont faites dans le but d'obtenir un maximum de bénéfice. Un consommateur qui va ou non acheter un

produit, va prendre une décision en considérant s'il a ou non besoin du produit et si ce produit possède ou non les qualités qu'il en attend. Aussi, le prix, la qualité et la valeur sont des critères essentiels dans le comportement d'achat de routine et les préférences du consommateur. Dans le même ordre d'idées, Mandl et al (Mandl et al. 2010) et Parumasur et Roberts-Lombard (Parumasur & Roberts-Lombard 2012) avancent que le consommateur s'engage rarement dans un processus d'évaluation pour un achat de routine lorsque le coût relatif en terme de temps et d'argent n'est pas rentable.

Ce chapitre est motivé par la construction d'un modèle d'identification du comportement d'achat de routine par rapport au comportement d'achat d'impulsion. L'état de l'art montre que ces deux comportements sont différents en nature car ils ne sont pas déclenchés et dirigés par les mêmes ensembles de facteurs. En effet, les achats impulsifs peuvent être mus par une volonté de satisfaire une besoin récent et s'effectuent dans l'urgence, tandis que les achats de routine sont souvent guidés par une volonté d'accorder le prix et la qualité afin d'obtenir un maximum de bénéfice (minimisation du risque). Nous proposons donc, dans la suite, une solution pour identifier ces deux comportements.

4.3. Approche proposée

Lorsqu'un client se trouve devant un étalage et choisit un produit, le modèle doit identifier si l'achat correspond à un comportement de routine ou d'impulsion. Pour aboutir à ce modèle, la procédure, décrite sur la Figure 4-2a été implantée.

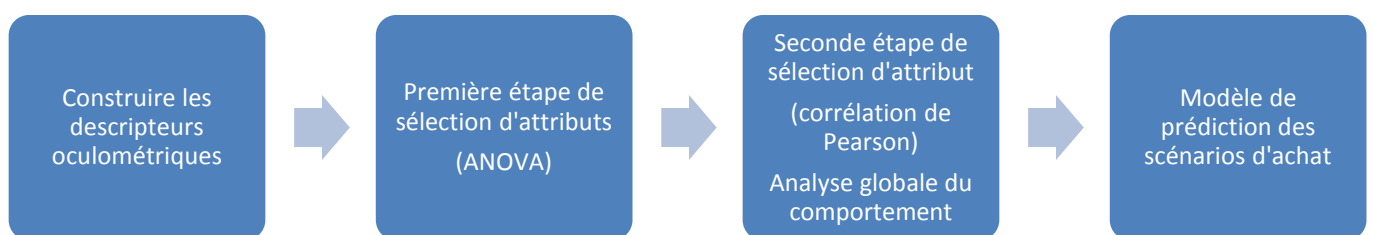


Figure 4-2. Architecture de notre approche sur l'identification des scénarios d'achat.

Tout d'abord, nous extrayons des descripteurs oculométriques. Pour ce faire, nous nous inspirons de la procédure décrite dans la section [3.4.1.1](#) du chapitre 3. Nous utilisons des descripteurs diachroniques, c'est-à-dire des données qui sont pris en compte par-delà le temps ou sur toute la durée de l'expérience.

Ensuite, grâce à des outils statistiques, une sélection est faite et seuls les descripteurs pertinents sont gardés. Pour ce faire, notre méthode consiste à choisir les descripteurs qui séparent au mieux le premier scénario du second scénario ; d'où l'utilisation d'une analyse de variance (ANOVA). En ce qui nous concerne, une ANOVA servira à effectuer un premier filtrage dans l'espace des descripteurs. Ne sont conservés que les descripteurs qui statistiquement séparent le mieux le groupe des acheteurs routiniers de celui des acheteurs impulsifs.

Néanmoins, avec l'ANOVA, nous ne prenons pas en compte l'influence du premier facteur de l'expérimentation : la pression du temps. Il est nécessaire de minimiser la corrélation entre les descripteurs finaux et la durée de la tâche. En effet, en situation réelle, nous n'aurons pas d'indication au préalable sur la durée de l'acte d'achat, avant que celui-ci ne soit effectué. D'où une seconde étape de sélection, avec le coefficient de Pearson. Ces coefficients de corrélation nous servent non seulement à sélectionner les descripteurs pour la construction du modèle, mais également à évaluer l'effet de la pression du temps sur le comportement d'achat.

Enfin, le modèle prédictif est construit avec un SVM dont la procédure est décrite en annexe.

4.4. Protocole expérimental

Le but du protocole expérimental est de simuler le comportement d'achat routinier et le comportement d'achat impulsif. Des produits de la vie de tous les jours et d'une marque célèbre sont utilisés. Dans cette expérimentation, les variables indépendantes sont de deux natures. Il y a d'un côté les variables liées au magasin tels que le packaging et le prix, et de l'autre côté les variables liées à la situation, à savoir la pression du temps et la possibilité de satisfaire une envie du moment. La variable dépendante est le type d'achat, routinier ou impulsif.

Pour l'expérimentation, nous avons sélectionné 33 sujets divisés en deux groupes. Un premier groupe de 17 sujets suit le scénario achat de routine. Les 16 autres sujets suivent le scénario, achat d'impulsion. Tous les sujets reçoivent un dédommagement non financier à la fin de l'expérimentation. Ils sont âgés de 19 à 30 ans, et aucun ne souffre de pathologie ophtalmologique aigüe. Les stimuli sont identiques pour les deux groupes.

Pour saisir la position du regard, un oculomètre à réflexion cornéenne, fabriqué par la société SMI[†] (SensorMotoricInstruments, 2013), est utilisé. Il s'agit du modèle portatif SMI ETG sur lunettes qui permet au sujet de bouger librement dans le laboratoire. Les

lunettes sont connectées à un ordinateur, ce qui permet aux expérimentateurs de contrôler les appareils depuis l'extérieur sans interagir avec le sujet.

Le rayon d'un magasin est reconstitué en laboratoire, sur une surface carrée de 4 mètres de côté. La Figure 4-3 illustre la disposition de la scène. Deux tables sont placées perpendiculairement. La première, en face du sujet, représente le stand d'exposition, sur lequel sont placés les produits. L'autre table, sur la gauche du sujet, représente le chariot. Ainsi, chaque fois que le sujet saisit un produit devant lui, il doit le déposer sur sa gauche. Une caméra sur pied filme la scène de l'extérieur.

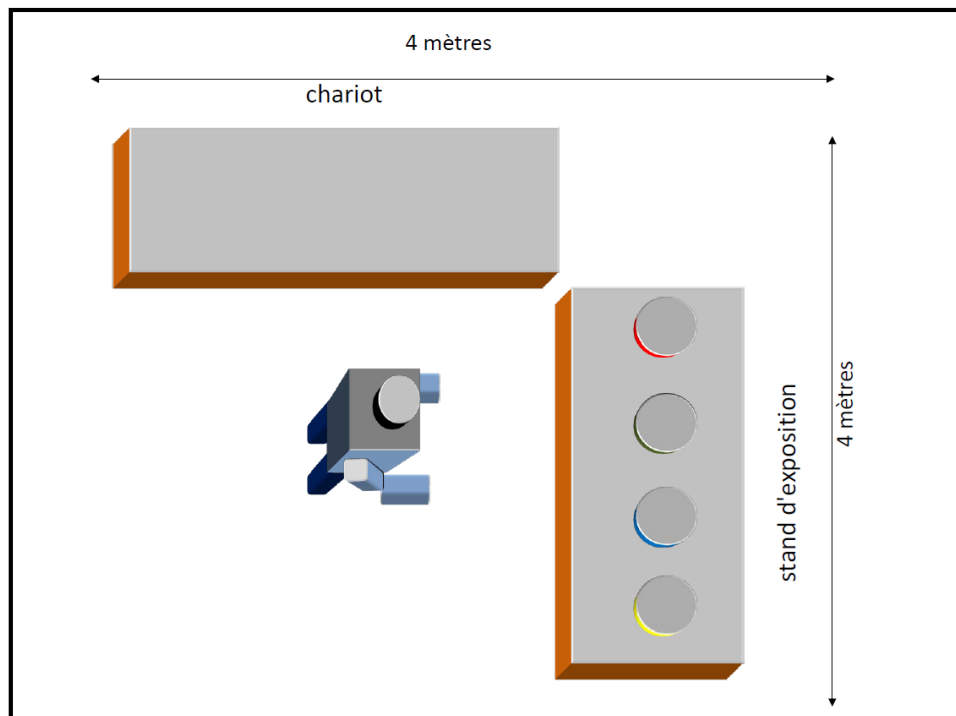


Figure 4-3. Disposition de la scène.

Les stimuli sont des produits de la vie courante à savoir, des biscuits, du chocolat et du fromage.

Scénario d'achat de routine

Chaque sujet du premier groupe passe quatre séquences : 'a)', 'b)', 'c)', 'd)'. Dans chaque séquence, le sujet doit choisir un seul produit parmi un panel de produits. Ces séquences représentent les situations les plus fréquentes qui s'offrent au consommateur, en termes de quantité d'information disponible pour effectuer un choix. Le Tableau 4-1 liste leurs compositions. La Figure 4-4 donne un aperçu du champ visuel du sujet devant les produits alimentaires ; les images proviennent d'une caméra frontale qui fait partie du dispositif oculométrique. Dans la séquence 'a)', le choix s'effectue sans l'emballage et sans le prix. Il n'est pas permis de goûter. Dans la séquence 'b)', le choix

s'effectue par rapport à l'emballage. Dans la séquence 'c)', le choix s'effectue par rapport au prix. Dans la séquence 'd)', le choix s'effectue par rapport au prix et à l'emballage.

Séquence	Conditions		Produits
a)	Sans emballage	Sans prix	Biscuits
b)	Avec emballage	Sans prix	Chocolat
c)	Sans emballage	Avec prix	Biscuits
d)	Avec emballage	Avec prix	Fromage

Tableau 4-1. Composition des séquences.

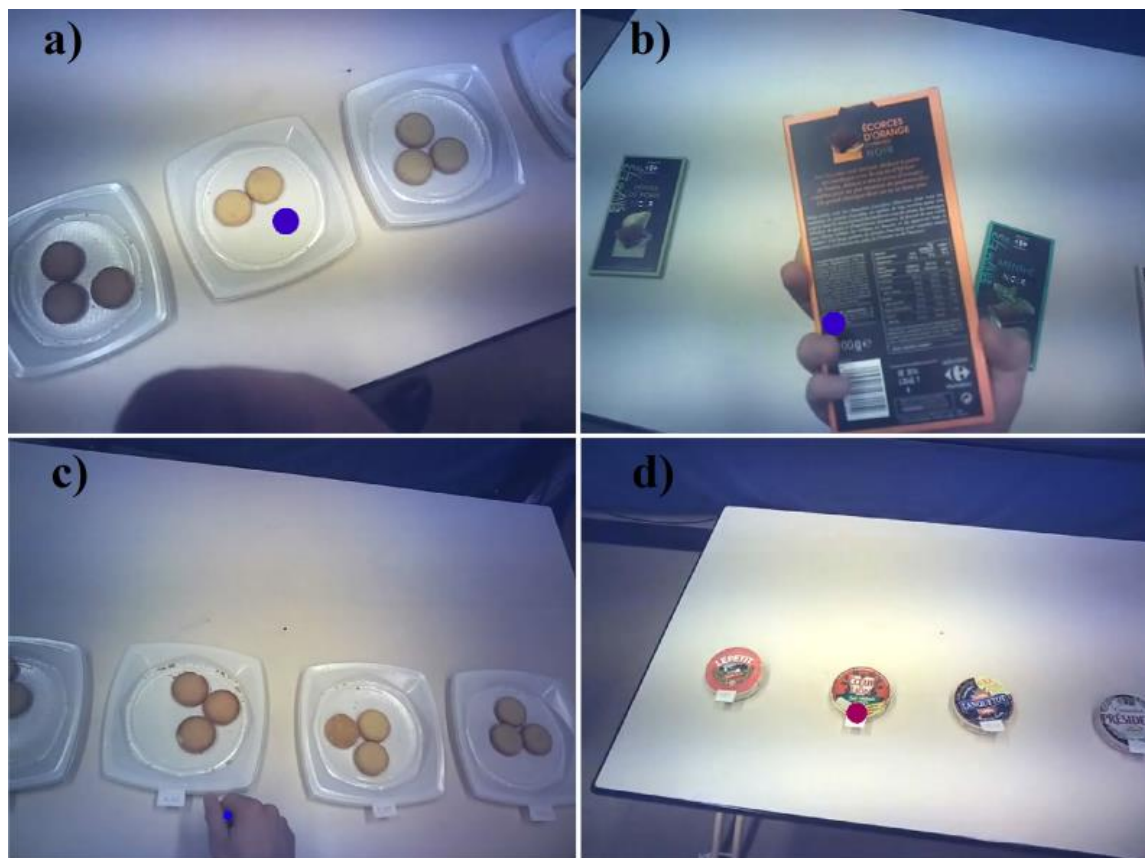


Figure 4-4. Champ visuel du sujet, pour chaque séquence. Les points représentent les fixations. Plus le point est bleu et petit, plus la fixation est courte. Plus le point est grand et rouge, plus la fixation se prolonge.

La présentation des produits est aléatoire d'une séquence à une autre et d'un sujet à un autre. Pour la séquence 'c)', le prix moyen est d'un euro, avec un écart-type de 10 centimes. Pour la séquence 'd)', le prix moyen est de 1.5 euro, avec un écart-type de 15 centimes.

Voici les instructions qui sont données aux sujets du premier groupe :

« Devant vous se trouve un stand d'exposition ; à votre gauche se trouve un chariot. Vous devez acheter un produit. Veuillez prendre une décision en fonction des informations disponibles. Une fois votre choix arrêté, veuillez saisir le produit sur le stand et le placer dans le chariot. »

Scénario d'achat impulsif

Le comportement d'achat d'impulsion est simulé grâce à deux facteurs : la pression du temps (Khamassi 2012) et l'état émotionnel du sujet (Bonfont & Giraud 2002) (Cornu & De Marchi 2008). La pression du temps intervient dans le fait que le sujet n'a que 20 secondes pour effectuer son choix. Comme nous l'avons mentionné dans l'état de l'art, la plupart des achats d'impulsion sont liés au désir de satisfaire un besoin immédiat. Dans ce scénario, le sujet a l'opportunité de partir avec le produit qu'il aura choisi.

Voici les instructions qui sont données aux sujets du second groupe :

« Devant vous se trouve un stand d'exposition ; à votre gauche se trouve un chariot. Vous devez acheter un produit. Vous avez 20 secondes pour prendre une décision en fonction des informations disponibles. Une fois votre choix arrêté, veuillez saisir le produit sur le stand et le placer dans le chariot. A la fin de l'expérience, vous pouvez repartir avec le produit que vous aurez choisi. »

Tout comme pour le premier groupe, le second scénario est composé des quatre séquences : 'a)', 'b)', 'c)', 'd)'.

Il y a deux principaux avantages à varier le nombre de séquences par sujets. Tout d'abord, nous pouvons faire varier la quantité d'informations disponibles pour les sujets. Ceci mène à une meilleure représentation des situations que l'on peut rencontrer dans une surface de vente. Le second avantage est que nous augmentons la taille de la base de données. Sachant qu'il y a 17 sujets pour les scénarios d'achat de routine et 16 sujets pour le scénario d'achat d'impulsion, nous aurons au total 132 (33x4) configurations.

Construction des descripteurs oculométriques

La première partie de l'approche consiste à construire des descripteurs oculométriques suivant les différentes zones d'intérêt (AOI). Une AOI est une partie de l'espace contenant de l'information. En pratique, les AOI sont les lieux les plus inspectés visuellement par le regard du consommateur. Dans notre expérimentation,

nous délimitons huit zones d'intérêt, étiquetées de AOI1 à AOI8. AOI1, AOI2, AOI3 et AOI4 représentent les produits ou les quatre assiettes d'échantillons, de la gauche à la droite du sujet. AOI5 représente l'ensemble des zones de prix : AOI5 est activé lorsque le sujet regarde l'un des prix des produits. AOI6 représente le chariot, à la gauche du sujet. AOI7 est la main du sujet. En pratique, AOI7 est activée lorsque le consommateur saisit le produit pour approfondir son investigation : lire les ingrédients, vérifier la date d'expiration, etc. Enfin, AOI8 représente le reste de l'espace qui n'est pas lié à l'un des produits : nous l'appelons « espace vide ».

Etant donné ces AOIs, les descripteurs oculométriques peuvent maintenant être définis. En pratique, les fixations sont les descripteurs sur lesquels les chercheurs marketing s'intéressent le plus (Lindberg et al. 2013) (Behe et al. 2013) (Ananos Elena 2014). Néanmoins, dans nos travaux, nous nous intéressons à la fois aux fixations et aux saccades. Une distinction est faite entre les saccades entrantes et les saccades stagnantes. Les saccades entrantes sont les saccades qui viennent d'une autre zone d'intérêt. Par contre les saccades stagnantes demeurent dans la même zone d'intérêt.

Trois groupes de descripteurs sont construits :

- Le premier groupe est construit uniquement à partir des données de fixation
- Le second groupe est construit à partir des saccades entrantes
- Le troisième groupe est construit à partir des saccades stagnantes

Le Tableau 4-2 liste les descripteurs qui sont construits à partir des données de fixation. D1 est la durée totale de la séquence : le temps entre le début de la séquence et la fin de la séquence. Une alternative est définie comme étant l'un des quatre choix possibles (entre AOI1 et AOI4). L'alternative choisie correspond au choix final du sujet parmi les quatre produits de l'étalage. Nous nous intéressons non seulement à l'alternative choisie, mais aussi aux trois alternatives les plus observées. Pour chaque alternative, nous extrayons : (i) la somme des durées de fixation, (ii) la durée moyenne d'une fixation, (iii) le ratio entre le descripteur précédent et la durée totale de la séquence, et (iv) le pourcentage de temps qui est accordé à l'alternative choisie. Les descripteurs liés à l'alternative choisie sont D2 à D5. Les descripteurs liés aux trois alternatives les plus observées sont D6 à D17. En addition à ces 17 descripteurs, nous extrayons ceux liés à l'espace vide AOI8 : D18 et D19.

IDENTIFICATION DE COMPORTEMENTS D'ACHAT PAR OCULOMÉTRIE

D1	Temps total: durée entre le début et la fin de la tâche
D2	Temps passé sur l'alternative choisie
D3	Durée moyenne de fixation sur l'alternative choisie
D4	D3/D1
D5	Pourcentage de temps accordé à l'alternative choisie
D6	Temps passé sur l'alternative la plus observée
D7	Durée moyenne de fixation sur l'alternative la plus observée
D8	D7/D1
D9	Pourcentage de temps accordé à l'alternative la plus observée
D10	Temps passé sur la 2 nd e alternative la plus observée
D11	Durée moyenne de fixation sur la 2 nd e alternative la plus observée
D12	D11/D1
D13	Pourcentage de temps accordé à la 2nde alternative la plus observée
D14	Temps passé sur la 3 ^e alternative la plus observée
D15	Durée moyenne de fixation sur la 3 ^e alternative la plus observée
D16	D15/D1
D17	Pourcentage de temps accordé à la 3^e alternative la plus observée
D18	Temps passé sur les zones vides
D19	Pourcentage de temps accordé aux zones vides

Tableau 4-2. Descripteurs oculométriques basés sur les données de fixation. En gras : les descripteurs relatifs (sans unité). En trait fin : les descripteurs absolus (avec unité de mesure).

Les descripteurs D1, D2, D3, D6, D7, D10, D11, D14, D15 et D18 sont des informations spatiales ou temporelles. Les autres descripteurs, en gras dans le tableau, sont calculés par rapport à cette liste. Ils ne dépendent pas du facteur temps. Il sera intéressant, pendant l'analyse globale du comportement, de regarder la pertinence des descripteurs sans unité de mesure. Les descripteurs avec unité de mesure sont appelé « descripteurs absolus » (10 descripteurs) ; les autres sont appelés « descripteurs relatifs » (9 descripteurs).

Les descripteurs calculés à partir des données de saccades, sont présentés dans le Tableau 4-3. D25 à D56 sont liés aux saccades entrantes, il y a une liste de 8 descripteurs qui sont obtenus de la même manière, que ce soit pour les produits (AOI1 à AOI5), pour la main (AOI7), pour le chariot (AOI6), ou pour l'espace vide (AOI8).

D57 à D88 sont liés aux données de saccades stagnantes. Tout comme pour le cas des saccades entrantes, une liste de 8 descripteurs est extraite, en considérant les produits, la main, le chariot et l'espace vide. Au total, nous définissons une liste de 69

descripteurs à partir des données de saccades. Il y a 24 descripteurs relatifs : D30 à D32, D38 à D40, D46 à D48, D54 à D56, D62 à D64, D70 à D72, D78 à D80, D86 à D88.

	Toutes les saccades	Saccades entrantes	Saccades stagnantes
Codes des descripteurs basés sur les saccades			
Nombre de saccades	D20		
Longueur du scanpath	D21		
Longueur moyenne d'une saccade	D22		
Somme des durées des saccades	D23		
Durée moyenne d'une saccade	D24		
Nombre de saccades sur l'un des produits (AOI1 to AOI5)		D25	D57
Longueur du scanpath sur l'un des produits (AOI1 to AOI5)		D26	D58
Longueur moyenne d'une saccade sur l'un des produits (AOI1 to AOI5)		D27	D59
Somme des durées des saccades sur l'un des produits (AOI1 to AOI5)		D28	D60
Durée moyenne d'une saccade sur l'un des produits (AOI1 to AOI5)		D29	D61
Rapport entre le nombre de saccades sur l'un des produits et D20		D30=D25 /D20	D62=D57 /D20
Rapport entre la longueur du scanpath sur l'un des produits et D20		D31=D26 /D20	D63=D58 /D20
Rapport entre la longueur moyenne d'une saccade sur l'un des produits et D20		D32=D27 /D20	D64=D59 /D20
Même liste que D25 à D32, en remplaçant les produits par la main (AOI7)		D33 à D40	D65 à D72
Même liste que D25 à D32, en remplaçant les produits par les zones vides (AOI8)		D41 à D48	D73 à D80
Même liste que D25 à D32, en remplaçant les produits par le chariot (AOI6)		D49 à D56	D81 à D88

Tableau 4-3. Descripteurs oculométriques basés sur les saccades. En gras : descripteurs relatifs (sans unité de mesure). En trait fin : descripteurs absolus (avec unité de mesure).

Sur la liste des 88 descripteurs, 33 sont des descripteurs relatifs ; les autres sont des descripteurs absolus. De manière générale, tous les descripteurs n'apportent pas la même quantité d'information et apportent de la redondance dans la base de données. Par exemple, 'Temps total' (D1) et 'Temps passé sur l'alternative choisie' (D2) sont fortement plus corrélés entre eux que les descripteurs 'Temps accordé à la 3^e alternative la plus observée' (D14) et 'Temps accordée à l'espace vide' (D18). Il en est de même pour D1 et D20 : plus grande est la durée de la tâche, plus grand est le nombre de saccades. Ainsi, il est nécessaire, avant de construire le modèle prédictif, de sélectionner

les descripteurs les plus pertinents statistiquement et de minimiser la redondance de l'information.

4.5. Résultats

4.5.1. Sélection d'attributs

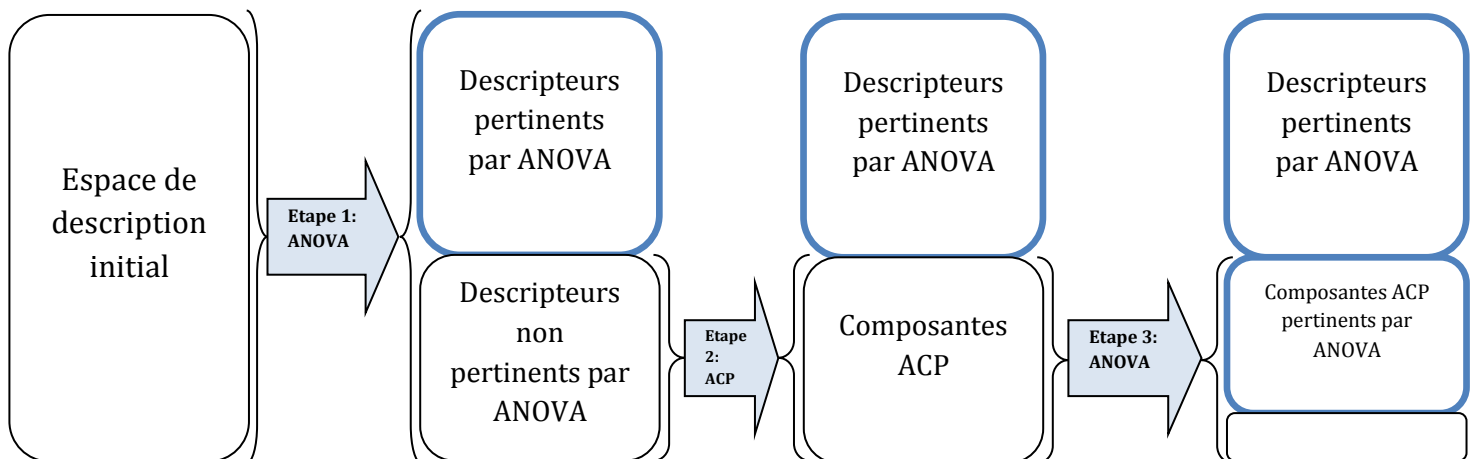


Figure 4-5. Sélection d'attributs par ANOVA et ACP.

Les 88 descripteurs du Tableau 4-3 représentent l'espace de description initial sur la Figure 4-5. Dans la première étape, le but est de sélectionner les descripteurs d'après leur efficacité à séparer les individus de la classe des achats de routine de celle des achats d'impulsion. Deux sous-espaces sont alors générés suite à une ANOVA, à savoir le sous-espace des descripteurs pertinents et le sous-espace des descripteurs non-pertinents.

L'espace des descripteurs non pertinents n'est cependant pas écarté. Dans une seconde étape, une ACP est appliquée sur cet espace. L'idée sous-jacente est de récupérer un maximum d'information des descripteurs à priori rejetés lors de la première étape de sélection.

Aussi, dans une troisième étape, une ANOVA est menée sur l'espace donnée par l'ACP. Nous ne gardons que les composantes statistiquement pertinentes. L'espace final de descripteurs est l'union de cette liste de composantes pertinentes avec la première liste de descripteurs de la première étape.

Le Tableau 4-4 est une extension des Tableau 4-2 et Tableau 4-3. Il liste les p-values des descripteurs retenus après la première étape de sélection d'attribut (ANOVA + ACP). Les descripteurs relatifs sont représentés en gras. D_{α_PCA1} représente la première

composante principale d'une liste α de descripteurs, avec $\alpha = \{D34, D35, D43, D50, D51, D67, D83\}$. D_{β_PCAi} représente la i^e composante principale d'une liste β de descripteurs, avec $\beta = D3, D7, D15, D24, D29, D36, D37, D45, D52, D53, D61, D69\}$. D_{γ_PCA1} représente la première composante principale d'une liste γ de descripteurs, avec $\gamma = \{D5, D9, D17, D19, D30, D31, D32, D33, D46, D47, D48, D49, D54, D55, D62, 4, D70, D71, D78, D80, D86\}$. α est composé de mesures de distance, β est composée de mesures temporelles, γ de descripteurs relatifs et d'autres descripteurs sans unité de mesure.

	P-value		P-value
D_{α_PCA1}	0.0085	D27	0.0222
D_{β_PCA1}	0.0121	D28	0.0001
D_{β_PCA2}	0.0114	D38	0.0107
D_{β_PCA3}	0.0400	D39	0.0051
D_{γ_PCA1}	0.0045	D40	0.0082
D1	0.0001	D41	0.0001
D2	0.0002	D42	0.0272
D4	0.0312	D44	0.0001
D6	0.0001	D57	0.0001
D8	0.0001	D58	0.0066
D10	0.0001	D59	0.0020
D11	0.0123	D60	0.0001
D12	0.0022	D65	0.0025
D13	0.0048	D66	0.0041
D14	0.0002	D68	0.0027
D16	0.0003	D73	0.0002
D18	0.0001	D74	0.0027
D20	0.0001	D76	0.0001
D21	0.0001	D81	0.0007
D22	0.0068	D82	0.0019
D23	0.0001	D84	0.0004
D25	0.0001	D85	0.0037
D26	0.0001		

Tableau 4-4. P-values des descripteurs retenus après la première étape de sélection d'attributs.

La première remarque que l'on peut faire est que sur 88 descripteurs, 45 sont efficaces pour la distinction entre le premier et le second scénario. La seconde remarque est que le nombre de descripteurs absolus (avec une unité de mesure) sélectionnés est plus important que le nombre de descripteurs relatifs (sans unité de mesure). En effet, sur 55 descripteurs absolus, 37(67%) sont retenus ; 8(24%) descripteurs relatifs sur 33

sont retenus. Le fait que des descripteurs relatifs soient retenus nous assure de pouvoir construire un modèle d'identification du type d'achat qui soit insensible à la durée de cet achat. Rappelons qu'en situation réelle, nous ne disposons pas d'information a priori sur la durée d'un acte d'achat.

Comme décrit dans la Figure 4-5, nous effectuons une ACP dans le but de récupérer le plus d'informations possibles non retenues après l'étape par ANOVA. Trois ACP différentes sont faites. La première ACP concerne les données sans unité de mesure. La seconde ACP concerne les données spatiales. La troisième ACP concerne les données temporelles, comme par exemple la durée moyenne de fixation sur l'alternative choisie (D3), la durée moyenne de fixation sur l'alternative la plus observée (D7), la durée moyenne d'observation sur la troisième alternative la plus observée (D15). Les p-values pour ces descripteurs sont respectivement 0.09, 0.19 et 0.61. Nous pouvons énoncer un premier résultat important :

- Les fixations sur l'alternative choisie (D3) dans le premier scénario ont statistiquement la même durée que les fixations sur l'alternative choisie dans le second scénario
- Il en est de même pour D7 et D15.

Le fait que D3, D7 et D15 soient similaires d'un scénario à un autre mène à l'idée que leurs ratios avec la durée de la tâche pourraient être de bons indicateurs dans la problématique de distinction de l'achat de routine de l'achat d'impulsion. En effet, plus D1 augmente, plus les rapports $D4 = \frac{D3}{D1}$, $D8 = \frac{D7}{D1}$ et $D16 = \frac{D15}{D1}$ diminuent. Sur le Tableau 4-4 sont affichés les p-values pour D4, D8 et D16 : respectivement 0.0312, 0.0001 et 0.0003. Pour illustrer ces remarques, nous pouvons regarder la distribution de ces 3 descripteurs sur la Figure 4-6.

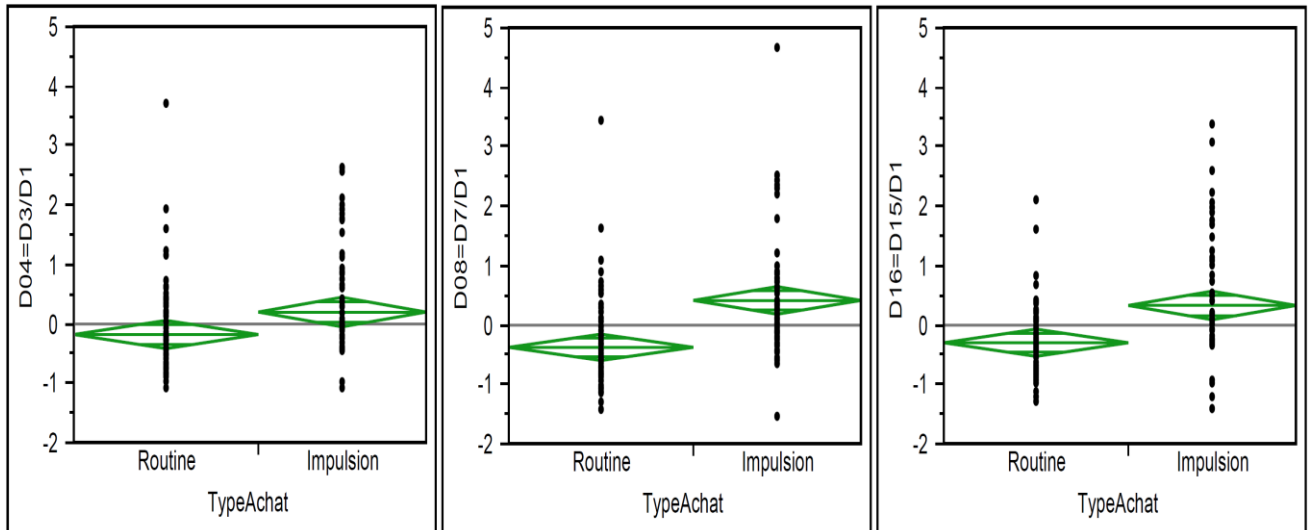


Figure 4-6. A gauche : distributions de la durée moyenne de fixation sur l'alternative choisie (D4). Au centre : distributions de la durée moyenne de fixation sur l'alternative la plus observée (D8). A droite : distributions de la durée moyenne de fixation sur la troisième alternative la plus observée (D16).

Relativement à la durée de la tâche, nous pouvons voir que D4, D8 et D16 sont plus grand avec la pression du temps et la possibilité de satisfaire un besoin immédiat. Cette remarque peut être mise en parallèle avec la quantité de temps accordée à l'espace vide (Figure 4-7) : avec la pression du temps, le sujet va directement à l'essentiel et se focalise plus sur les articles.

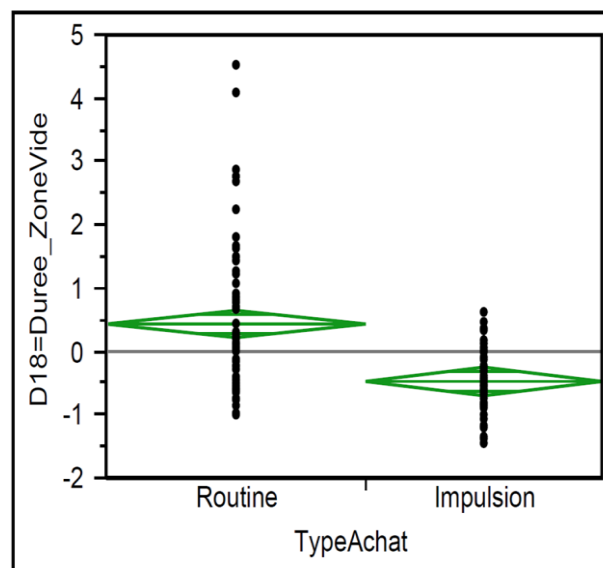


Figure 4-7. Distributions de la durée moyenne de fixation sur l'espace vide (D18), pour l'achat de routine (à gauche) et l'achat d'impulsion

Il est normal que la durée moyenne de fixation sur les zones vides dans un achat de routine soit plus importante que la durée moyenne de fixation sur les zones vides dans

l'achat d'impulsion. Le premier achat s'effectue en effet sur une durée plus longue en moyenne, et nécessite plus de réflexion.

Après la sélection des descripteurs les plus pertinents d'un point de vue statistique, une analyse globale peut être menée suivant le facteur pression du temps.

4.5.2. Analyse du facteur temps

Le but de cette analyse à travers la contrainte de pression du temps est de sélectionner les descripteurs qui dépendent le moins de la durée de l'expérience pour la construction du modèle d'identification du type d'achat. Pour ce faire, nous calculons les coefficients de corrélation entre chaque descripteur et la durée de la séquence. Nous utilisons le test de Pearson (Pearson 1896). Nous devons d'abord choisir un seuil de corrélation au-delà duquel on peut affirmer qu'il existe une corrélation linéaire entre la durée de la tâche (D01) et un autre descripteur. Nous nous basons pour cela sur les travaux de Schwartz (Schwartz 2000). Avec un effectif de 132 tests (33 sujets, 4 séquences), donc un degré de liberté de 130, nous choisissons une valeur de seuil $s = 0.232$ et une p-value $p = 0.01$. En d'autres termes, si le coefficient de corrélation entre un descripteur et la durée de la tâche est supérieur à 0.232, nous pouvons affirmer qu'il y a 99% de chance que les deux variables soient liées.

Nous définissons donc quatre zones en fonction de cette valeur de seuil : Zone1, Zone2, Zone3, Zone4. Zone1 représente les descripteurs qui sont toujours non corrélés avec la durée de la séquence, qu'il y ait ou non une pression du temps sur le consommateur. Zone2 représente les descripteurs corrélés à la durée de la séquence lorsqu'il n'y a pas de pression du temps, mais qui deviennent non corrélés à la durée de la tâche lorsque le sujet est dans l'urgence. A l'opposé de Zone1, Zone3 représente les descripteurs qui sont toujours corrélés à la durée de la séquence. Enfin, Zone4 représente les descripteurs qui sont non corrélés puis corrélés à la durée de la tâche, respectivement avec la pression du temps et sans la pression du temps. Une description du comportement du sujet peut donc s'effectuer, en fonction de la répartition des descripteurs sur ces zones.

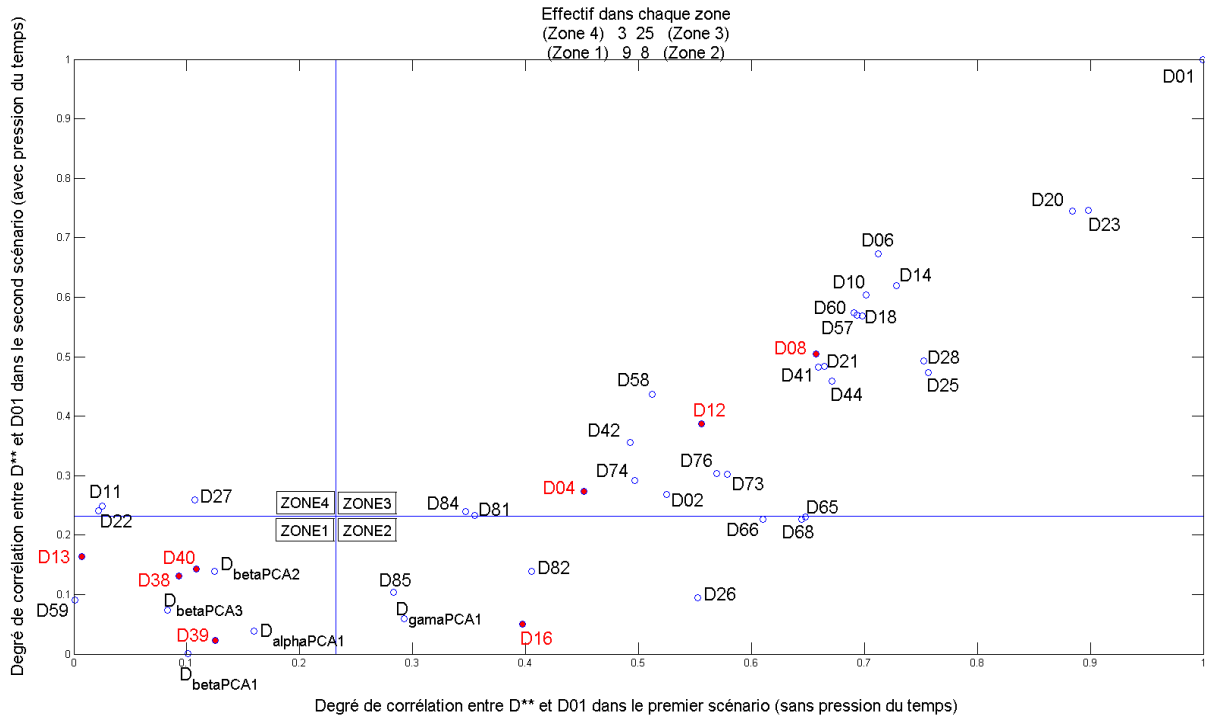


Figure 4-8. Degrés de corrélation entre les descripteurs (D^{**}) et la durée de la tâche (D_{01}), dans le premier scénario (en abscisses) et dans le second scénario (en ordonnées). Les numéros en rouge représentent les descripteurs relatifs ; ceux en noir représentent les descripteurs absolus. Les numéros strictement inférieurs à 20 représentent les descripteurs construits à partir des données de fixation ; les autres à partir des données de saccade. $D_{\alpha PCA1}$ n'est composé que descripteurs de saccades et de descripteurs absolus. $D_{\beta PCA^*}$ est composé de descripteurs absolus provenant à la fois des données de fixation et des données de saccade. $D_{\gamma PCA1}$ est composé à la fois de descripteurs absolus et relatifs, provenant à la fois de données de fixation et de données de saccades.

La Figure 4-8 résume ce comportement. Il y a 9, 8, 25 et 3 descripteurs dans, respectivement, les Zone1, Zone2, Zone3 et Zone4. On nomme P_{ir} , P_{ia} , P_{if} et P_{is} respectivement la proportion de descripteurs relatifs, de descripteurs absolus, de descripteurs de fixation et de descripteurs de saccades, sur la Zone*i*. Ces proportions sont données par les formules suivantes :

$$P_{ir} = \frac{\# \text{ de descripteurs relatifs sur Zone } i}{\# \text{ de descripteurs sur Zone } i} * \frac{\# \text{ de descripteurs}}{\# \text{ de descripteurs relatifs}}$$

$$P_{ia} = \frac{\# \text{ de descripteurs absolus sur Zone } i}{\# \text{ de descripteurs sur Zone } i} * \frac{\# \text{ de descripteurs}}{\# \text{ de descripteurs absolus}}$$

$$P_{if} = \frac{\# \text{ de descripteurs de fixation sur Zonei}}{\# \text{ de descripteurs sur Zonei}} * \frac{\# \text{ de descripteurs}}{\# \text{ de descripteurs de fixation}}$$

$$P_{ir} = \frac{\# \text{ de descripteurs de saccade sur Zonei}}{\# \text{ de descripteurs sur Zonei}} * \frac{\# \text{ of descriptors}}{\# \text{ de descripteurs de saccade}}$$

P_{ir} est proportionnelle au pourcentage de descripteurs relatifs dans Zonei. Ce pourcentage est pondéré par l'inverse de la proportion descripteurs relatifs qui sont retenus après la première étape de sélection d'attributs (8 descripteurs relatifs). Les calculs pour P_{ia} , P_{if} et P_{is} suivent les mêmes règles. Les valeurs des proportions des descripteurs dans chaque zone sont données dans les matrices suivantes :

$$P_{*r} = \begin{bmatrix} 0 & 0.7 \\ 1.3 & 1.4 \end{bmatrix}, P_{*a} = \begin{bmatrix} 1.2 & 1.1 \\ 0.7 & 0.6 \end{bmatrix}$$

$$P_{*f} = \begin{bmatrix} 0.9 & 1.13 \\ 0.9 & 0.7 \end{bmatrix}, P_{*s} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.8 \\ 1.2 & 1.2 \end{bmatrix}$$

Dans Zone1, le sujet consommateur est mieux représenté par les descripteurs relatifs que les descripteurs absolus : 1.25 contre 0.68. Zone1 est plus composé de descripteurs de saccades que de descripteurs de fixation : 1.2 contre 0.9. Rappelons que Zone1 correspond aux descripteurs qui ne dépendent pas de la durée de la tâche, qu'il y ait ou non pression du temps. Cela signifie que dans la problématique où il est question de distinguer le comportement d'achat routinier du comportement d'achat impulsif, il est nécessaire de prendre en compte les données de saccades et les descripteurs relatifs.

Dans Zone3, il est normal de constater que les descripteurs absolus sont plus représentés que les descripteurs relatifs : 1.1 contre 0.7. Cette idée est illustrée par la Figure 4-9. Par exemple, plus les consommateurs ont du temps, plus grande sera la somme des durées des saccades (D23), plus grande sera le nombre de saccades (D41). Plus les personnes ont du temps, moins grands sont les sauts oculaires entrant dans une zone de produit (D59) : en d'autres termes, le consommateur tend à optimiser la distance parcourue par le regard lorsqu'il achète dans l'urgence.

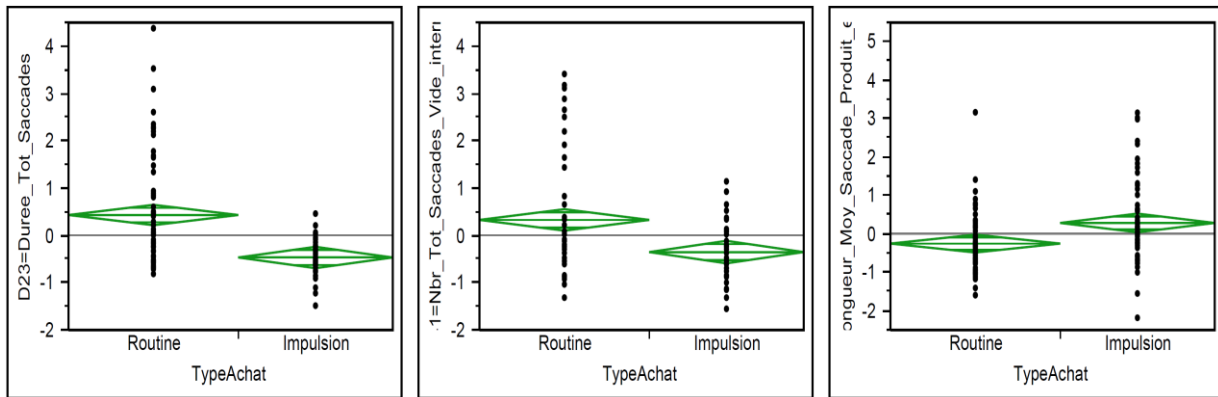


Figure 4-9. De la gauche à la droite : distributions de D23, D41 et D59.

Nous pouvons retenir deux points, lorsque le consommateur passe d'un comportement d'achat routinier à un comportement d'achat impulsif. En premier lieu, les descripteurs absolus deviennent plus corrélés à la durée de la tâche que les descripteurs relatifs. En second lieu, les données de fixations deviennent généralement plus corrélées à la durée de la tâche que les données de saccades et les descripteurs relatifs. Enfin, Ainsi, nous pouvons avancer que pour la construction du modèle d'identification des scénarii d'achat, il est nécessaire de prendre en compte les informations apportées par les descripteurs relatifs et les descripteurs de saccade.

Pour le modèle d'identification, Zone3 est écartée. En effet, Zone3 ne contient que des descripteurs qui sont toujours corrélés avec la durée de la séquence, peu importe qu'il y ait ou non pression du temps. En situation réelle, la durée de l'acte d'achat est aléatoire. Il est donc important de minimiser l'influence de la durée de l'achat dans l'espace final des descripteurs. Le modèle est alors construit dans deux cas de figure :

- en minimisant au maximum l'influence de la durée de l'acte d'achat. Nous nous basons alors uniquement sur Zone1. L'espace final des descripteurs est donc composé de : D13, D39, D59, DalphaPCA1, DbetaPCA1, DbetaPCA2.
- en introduisant une corrélation avec la durée de l'acte d'achat. Nous nous basons alors uniquement sur $\{Zone1 \cup Zone2 \cup Zone4\}$. L'espace final des descripteurs est donc composé de : D11, D13, D16, D22, D26, D27, D38, D39, D40, D59, D65, D66, D68, D82, D85, DalphaPCA1, DbetaPCA1, DbetaPCA2, DbetaPCA3, DgammaPCA1.

4.5.3. Identification du scénario d'achat par SVM

Le principe des SVM est explicité en [annexe 1](#). Le problème de classification est géré avec le noyau gaussien donné par l'équation *eq 2.4.e* :

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{eq 2.4. e})$$

Pour la construction et l'évaluation de notre modèle, nous employons la validation croisée par « leave-one-out » (Leave-one-out cross validation, LOOCV). Etant donné N observations, la méthode LOOCV consiste à construire un modèle sur $N-1$ observations et à l'évaluer sur la N^{e} observation. Le processus est répété N fois. Dans notre implémentation, N est égal à $68+64-1 = 131$.

Le Tableau 4-5 représente la matrice de confusion pour les SVM avec un noyau gaussien, construit sur les descripteurs de Zone1 Le Tableau 4-6 représente la matrice de confusion avec un noyau gaussien, construit sur les descripteurs de {Zone1 U Zone2 U Zone4}.

		Classe prédite		
		Scénario de routine	Scénario d'impulsion	Total
Vérité terrain	Scénario de routine	78,8	21,2	
	Scénario d'impulsion	30,0	70,0	
Total				74.4

Tableau 4-5. Matrice de confusion (en %) du classifieur, construit sur les descripteurs de Zone1. Noyau gaussien.

Nous avons également testé le noyau polynomial, le noyau linéaire et le noyau sigmoïdal, avec des performances globales respectivement de 74%, 72% et 69%

		Classe prédite		
		Scénario de routine	Scénario d'impulsion	Total
Vérité terrain	Scénario de routine	74.2	25.8	
	Scénario d'impulsion	18.3	81.7	
Total				78.0

Tableau 4-6. Matrice de confusion (en %) du classifieur, construit sur les descripteurs de {Zone1 U Zone2 U Zone4}. Noyau gaussien.

Considérons le cas du modèle de la Zone1 (Tableau 4-5). Nous pouvons constater que 78.8% des comportements d'achat de routine sont correctement identifiés par le classifieur SVM ; seuls 21.2% sont étiquetés comme des achats impulsifs. Les performances sur le second scénario sont plus faibles que sur le premier scénario. En effet, seuls 70 % des comportements d'achat impulsif sont correctement identifiés ; 30% sont étiquetés dans la mauvaise classe. Les performances globales du classifieur sont satisfaisantes, avec un taux de 74.4%.

Lorsque l'on ajoute une légère dépendance de la durée de l'acte d'achat (Tableau 4-6), on constate une amélioration des performances globales, avec un taux de 78%. Les comportements d'achat impulsifs sont mieux identifiés, au détriment des comportements d'achat de routine.

Bien que notre système d'identification du type d'achat fournisse de bons résultats dans les deux cas de figure (Zone1 et $\{Zone1 \cup Zone2 \cup Zone4\}$), il est intéressant de regarder la distribution de la population mal étiquetée en fonction de certaines caractéristiques du protocole expérimental, à savoir la contrainte de temps et les variables merchandising. Rappelons que chaque scénario se décline en quatre tâches. Dans la séquence 'a)', le choix s'effectue sans l'emballage ni le prix. Interdiction de goûter. Dans la séquence 'b)', le choix s'effectue par rapport à l'emballage. Dans la séquence 'c)', le choix s'effectue par rapport au prix. Dans la séquence 'd)', le choix s'effectue par rapport au prix et à l'emballage.

La Figure 4-10 est formée de deux histogrammes. Le premier représente le nombre de sujets mal étiquetés par séquence, dans le cas du modèle appris sur Zone1. Le second histogramme représente également le nombre de sujets mal étiquetés par séquence, mais dans le cas du modèle appris sur $\{Zone1 \cup Zone2 \cup Zone4\}$.

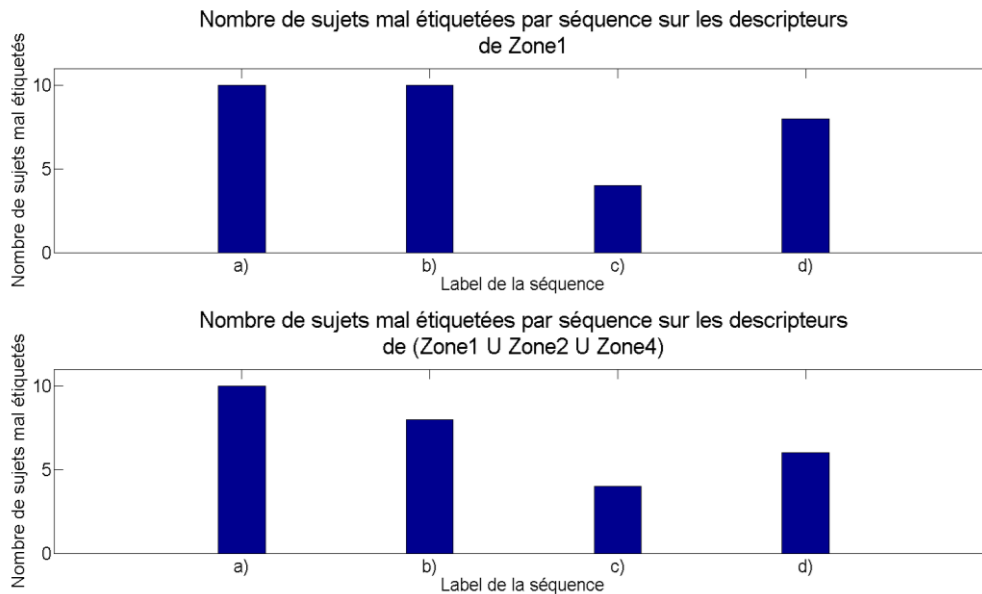


Figure 4-10. Nombre de sujets mal étiquetés par séquence. En haut : cas du modèle appris sur Zone1. En bas : cas du modèle appris sur $\{Zone1 \cup Zone2 \cup Zone4\}$

Nous pouvons constater que, de manière générale, il y a moins de confusion lorsque la variable merchandising "prix" est présente dans le protocole expérimental. Il s'agit des séquences c) et d). En particulier, il y a moins de confusions dans la distinction entre les deux types d'achat lorsque seule la variable merchandising "prix" est disponible. Ceci est cohérent avec le fait que certaines campagnes publicitaires visent à susciter des achats d'impulsion plutôt que sur la gestion du prix des produits au cours du temps (ex ; périodes de soldes) (Swinney 2011) (Cachon & Swinney 2009) (Cachon & Feldman 2015)

4.6. Conclusion et discussion

Le travail présenté dans ce chapitre a pour but de proposer une solution quant à l'identification des comportements d'achat du consommateur dans une surface de vente. Nous faisons appel à 33 sujets.

Nous définissons tout d'abord une liste non exhaustive de 88 descripteurs oculométriques, à partir des données de fixations et de saccades. Une distinction est faite entre les descripteurs qui ont une unité de mesure (« descripteurs absolus ») et les descripteurs qui n'ont pas d'unité de mesure (« descripteurs relatifs »). Nous effectuons ensuite une sélection d'attributs en deux étapes. La première étape, qui est l'approche naturelle, consiste à conserver les descripteurs qui séparent au mieux l'acte d'achat

routinier de l'acte d'achat impulsif ; d'où la combinaison de l'ANOVA et de l'ACP. Une première liste de 45 descripteurs est retenue. La seconde étape de sélection d'attributs consiste à garder les descripteurs qui sont le moins corrélés à la durée de la tâche : en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson, 20 descripteurs sont conservés.

Nous trouvons trois résultats intéressants. Le premier résultat est le suivant. Qu'il y ait ou non pression du temps et possibilité de contenter un besoin récent avec un achat, la durée moyenne d'une fixation sur l'alternative choisie est statistiquement la même ; ceci s'applique aussi à la durée moyenne d'une fixation sur l'alternative la plus regardée et la troisième alternative la plus observée. Pour arriver au second résultat, nous regardons l'information apportée par les données de fixations et de saccades, d'une part, et par les descripteurs relatifs et absolus, d'autre part. Nous remarquons que : lorsque le consommateur passe d'un achat de routine à un achat d'impulsion, les données de fixation et les descripteurs absolus deviennent plus corrélés à la durée de la tâche que les données de saccades et les descripteurs relatifs. Ce second résultat mène au fait que les saccades et les descripteurs relatifs sont nécessaires pour construire un modèle d'identification du type d'achat. Un algorithme supervisé, les SVM, est implémenté ; le modèle prédictif atteint 74.4% de bonnes identifications. Le troisième résultat concerne le premier facteur merchandising, à savoir le prix. Nous constatons que les meilleurs taux d'identification du type d'achat s'obtiennent lorsque seul le prix est présent. Ceci est cohérent avec la démarche employée par les enseignes de la distribution visant à moduler les prix dans le temps pour générer des achats d'impulsion (ex : calendrier des soldes).

Ces résultats sont importants pour le domaine du marketing comportemental, menant à une meilleure compréhension du processus décisionnel du consommateur en situation d'achat. Des extensions sont envisageables par la suite. Nous envisageons l'introduction d'instruments de poursuite autres que des oculomètres : les capteurs de mouvements du chapitre 3 ou des données RFID. Par ailleurs, les sujets ayant participé à notre campagne de mesure peuvent être de nature indécise ou déterminée. Cela ajoute un facteur de variabilité supplémentaire. Nous envisageons donc également une étude multifactorielle regroupant le degré d'indécision des consommateurs, la pression du temps et les variables merchandising (packaging et prix).

CONCLUSION ET PERSPECTIVES GÉNÉRALES

Ce travail de thèse s'inscrit dans un contexte marketing d'analyse comportementale des consommateurs dans une surface de vente. Analyser le comportement des consommateurs en linéaire se décompose en trois problématiques :

- Identifier les caractéristiques physiques du consommateur
- Estimer le degré ou la classe d'indécision du consommateur en fonction de ses hésitations et de ses interactions avec les différents stimuli.
- Identifier des comportements types en situation d'achat.

Problématique sur l'âge et le genre du consommateur

Afin de répondre à la problématique sur l'identité du consommateur (chapitre 2), nous avons proposé d'identifier ses deux caractéristiques physiologiques, à savoir la tranche d'âge et le genre. Pour cela, nous avons implémenté une solution qui repose sur des techniques d'analyse d'images ainsi que des méthodes d'apprentissage supervisé. Nous avons uniquement utilisé une base de données de visage. Afin d'extraire des informations pertinentes, nous avons décrit les images de manière multi-échelles et multi-niveaux grâce à des descripteurs de texture.(motifs binaires locaux,MMHLBP).

Dans la première partie du chapitre 2, l'objectif a été d'identifier le genre du consommateur. Le recours aux SVM a permis de construire un modèle d'apprentissage. Sur une base de visages, dont les individus sont âgés entre 20 et 80 ans, la moyenne d'identification du genre est de 96%.. A l'instar de Guo et al. (Guodong Guo, Charles R. Dyer, Yun Fu 2009), nous avons mis en exergue une corrélation entre la tranche d'âge des sujets et le degré de difficulté à identifier le genre. Cette corrélation légitime la segmentation marketing de la population en tranche d'âge.

Dans la seconde partie du chapitre 2, l'objectif a été d'identifier l'âge du consommateur. Nous avons travaillé sur trois approches : prédire l'âge à l'aide d'un régresseur SVR, définir des tranches d'âge grâce à un classifieur SVM et réaliser un

modèle hybride combinant SVR et SVM. Le principe du modèle hybride est d'utiliser l'erreur moyenne quadratique du régresseur en fonction de l'âge prédit, afin de restreindre le nombre de classes possibles dans le classifieur. Nous avons validé l'approche hybride en confrontant ses performances avec celle des opérateurs humains. Notre contribution est d'améliorer l'identification de la tranche d'âge grâce au modèle hybride.

Il convient d'exposer les deux perspectives mises en exergue dans le chapitre 2. La première consisterait à prédire simultanément la tranche d'âge et le genre en tenant compte de la corrélation qui existe entre ces 2 caractéristiques physiologiques. La seconde perspective consisterait à assouplir les frontières entre les tranches d'âge actuellement trop rigides. Nous proposerions une segmentation qui déplace de quelques années les frontières entre les classes, en se basant sur les caractéristiques physiques et physiologiques. Une redéfinition des frontières inter-classes permettrait d'améliorer les performances des modèles de classification.

Problématique sur le degré d'indécision du consommateur

Dans le chapitre 3, nous avons traité la problématique du degré d'indécision du consommateur. Les fabricants ainsi que les protagonistes de la grande distribution apportent un intérêt accru non seulement aux processus décisionnels qui amènent le sujet à choisir un produit, mais également à la marge d'hésitation du consommateur. Cette marge se traduit par le degré d'indécision, que nous définissons comme *l'état de ne pas (encore) avoir fait, dans un temps imparti, d'engagement stable envers un plan d'action, alors que le besoin de cet engagement est nécessaire*. Nous avons identifié ce comportement au sens de Frost et Shows, suivant leur échelle d'indécision. Cette échelle distingue la classe des sujets déterminés de celle des sujets indécis. La contribution dans ce chapitre consiste en une analyse prédictive de l'indécision chez le consommateur par analyse du regard et du geste.

Dans la première partie du chapitre 3, nous avons traité la problématique de l'indécision du consommateur comme un problème de régression. Nous avons proposé d'identifier le degré d'indécision des sujets au travers de l'analyse du regard en utilisant la technologie oculométrique. Les modèles de régression ont été construits avec l'algorithme SVR. Nous avons contribué également à élaborer une liste non exhaustive de descripteurs oculométriques basés sur les données de fixation ainsi que les données

de saccades. Les résultats sont en adéquation avec ceux de la littérature. Nous retrouvons par exemple qu'un sujet indécis, relativement à un sujet déterminé, sélectionne plus d'information sur le produit final choisi, mais pas plus d'information en général (Ferrari & Dovidio 2000).

Dans la seconde partie du chapitre 3, nous avons traité la problématique de l'indécision du consommateur comme un problème de classification. Nous nous sommes inspirés de la méthodologie oculométrique en décomposant les actions en une succession d'états de fixation et d'état de saccade. Cette décomposition nous a mené à une représentation hiérarchique du comportement puis à une modélisation sous forme de graphe d'états, d'où l'utilisation de l'algorithme HMM. Deux facteurs ont été utilisés dans les expérimentations : le prix et le packaging. Nous avons montré que le premier facteur tend à lisser la frontière entre les deux classes de consommateurs dans la mesure où les sujets qui sont indécis semblent plus déterminés lorsque le prix est présent. Nous avons également montré que le packaging semble avoir un effet contraire à celui du prix. En effet, il radicalise les comportements. Ceci corrobore le fait que de nombreuses études soient menées sur le packaging en marketing comportemental ((Nawaz et al. 2012) (Adam & Ali 2014) par exemple).

Aux travaux présentés dans le chapitre 3, nous envisageons d'apporter trois approfondissements. Le premier concernerait la recherche d'autres types de descripteurs, tels que les ouvertures pupillaires. C'est le cas dans les travaux sur les détecteurs de mensonge (Nunamaker et al. 2012). Le second approfondissement consisterait à définir une frontière entre la phase de recherche et la phase d'évaluation qui soit spécifique à chaque sujet et non fixée à la moitié du temps de la séquence de fixations de façon arbitraire. Il serait intéressant d'utiliser, pour chaque sujet, une fenêtre temporelle coulissant sur les données de saccades. Nous pourrions déterminer le moment où la fréquence des saccades intra-alternatives excéderait la fréquence des saccades inter-alternatives. Cette stratégie pourrait être utilisée aussi bien sur des données oculométriques que sur des données de liées aux mouvements du corps. Le troisième approfondissement à envisager est lié à la multiplication des sources d'acquisition. Nous envisagerions une expérimentation couplant le regard et la préhension pour une analyse plus fine du degré d'indécision du consommateur.

Problématique sur la catégorie du comportement d'achat

Dans le chapitre 4, nous avons abordé la problématique d'identification du comportement d'achat du consommateur, selon une classification bien définie en marketing comportemental. En effet, l'objectif a été de déterminer s'il s'agit d'un achat impulsif, c'est-à-dire sans préméditation, ou s'il s'agit d'un achat de routine. Nous avons alors mis en place deux scénarios au sein de l'expérimentation. Le premier scénario simule l'achat de routine, et consiste à choisir un produit de la vie de tous les jours, sans contrainte de temps. Le second scénario simule l'achat d'impulsion, grâce à une limitation de temps et à la possibilité de repartir avec le produit choisi à la fin de l'expérimentation si le choix est effectué à temps. C'est le cas typique d'un achat de chewing-gum dans la file d'attente d'une caisse de supermarché.

A l'instar du chapitre 3, nous avons proposé dans le chapitre 4 une approche originale d'analyse du comportement du consommateur. Notre contribution est d'utiliser l'oculomètre comme outil de prédiction et non comme outil de description de comportement, comme on peut le retrouver souvent dans la communauté d'eye-tracking. Le modèle d'identification a été construit par SVM sur descripteurs oculométriques inspirés de ceux du chapitre 3.

Nous avons commencé par définir une liste non exhaustive de 88 descripteurs oculométriques, à partir des données de fixation et de saccade. Une distinction est faite entre les descripteurs qui ont une unité de mesure (« descripteurs absolus ») et les descripteurs qui n'ont pas d'unité de mesure (« descripteurs relatifs »). Nous avons ensuite effectué une sélection d'attributs en deux étapes. La première étape a consisté à conserver les descripteurs qui séparent au mieux l'acte d'achat routinier de l'acte d'achat impulsif au sens de l'ANOVA et de l'ACP. Une première liste de 45 descripteurs a été retenue. La seconde étape de sélection d'attributs a consisté à garder les descripteurs qui sont le moins corrélés à la durée de la tâche. Ainsi, en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson, 20 descripteurs ont été conservés.

Nous avons trouvé trois résultats remarquables. Premièrement, nous avons constaté que la durée moyenne d'une fixation sur l'alternative choisie est statistiquement la même, qu'il y ait ou non pression du temps et possibilité de satisfaire une envie subite. Ceci s'applique aussi à la durée moyenne d'une fixation sur l'alternative la plus regardée et la troisième alternative la plus observée. Pour arriver au second résultat, nous avons regardé l'information apportée par les données de fixation et de saccades,

d'une part, et par les descripteurs relatifs et absolus, d'autre part. Dans un achat d'impulsion, les données de fixation et les descripteurs absolus sont plus assujetties à la durée de la tâche que les données de saccades et les descripteurs relatifs. Ce second résultat mène au fait que les saccades et les descripteurs relatifs sont nécessaires pour construire un modèle d'identification du comportement d'achat. Un algorithme supervisé, les SVM, a été implémenté. Le modèle prédictif atteint 74.4% de bonnes identifications. Le troisième résultat concerne le premier facteur merchandising, à savoir le prix. Nous avons constaté que les meilleurs taux d'identification du type d'achat s'obtiennent lorsque seul le prix est présent. Ceci est cohérent avec la démarche employée par les enseignes de la distribution visant à moduler les prix dans le temps pour générer des achats d'impulsion (ex : calendrier des soldes).

Les résultats présentés dans le chapitre 4 ont permis une meilleure compréhension du processus décisionnel du consommateur en situation d'achat. Nous songeons à diverses perspectives quant à la suite des travaux. Dans un premier temps, il conviendrait de réitérer l'expérience du chapitre 4, en utilisant d'autres sources d'acquisition que l'oculométrie, afin d'obtenir une analyse plus fine du processus décisionnel du consommateur. Dans une perspective plus générale, nous envisagerions également de compiler toutes les expérimentations en une seule campagne d'acquisition de données sur le terrain. Pour cela, dans un magasin donné, nous utiliserions d'autres sources d'acquisition que les capteurs oculométriques, à savoir les capteurs de position du corps ou encore les caméras afin d'accroître la pertinence de nos travaux.

POSTFACE

Annexe 1 : Outils employés

Nous présentons tout d'abord le descripteur de texture implémenté, avant de parler des classifieurs employés dans chacune des problématiques (genre et tranche d'âge). Nous décrirons enfin la base de données utilisée pour nos différents tests.

1. Descripteur (voir sections [2.4.1](#))

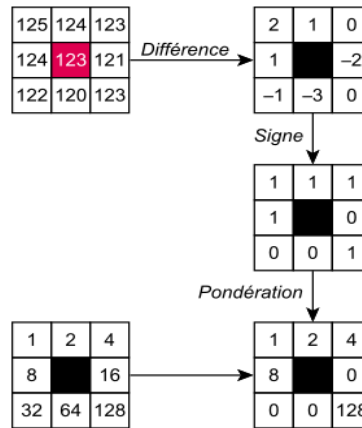


Figure A-1. Calcul d'un LBP

Pour décrire les effets du vieillissement sur le visage, ainsi que les caractéristiques propres aux hommes et aux femmes, nous utilisons des histogrammes multi-échelles et multi-niveaux de blocks de LBP (Multi-Scale and Multilevel Histogram of Blocks of Local Binary Patterns, MMHLBP). Le MMHLBP est une combinaison des LBP basiques. Le LBP est un opérateur puissant pour la mesure de la texture, du fait de son invariance à la rotation et de sa sensibilité aux variations locales d'intensité. Selon la formulation initiale du LBP, à chaque pixel (x_c, y_c) est associé la différence entre les intensités de ce pixel et les intensités des pixels de son voisinage (Ojala et al. 2002) :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{k=0}^7 2^k s(i_n - i_c) \quad (\text{eq 2.4. a})$$

avec: $s(v) = 1$ if $v > 0$, $s(v) = 0$ sinon

Si l'image est codée sur 8 bits, la taille du descripteur final (histogramme de LBP, HLBP) est de 2^n .

L'idée principale dans le MMHLBP est de segmenter le visage dans le but d'obtenir des informations de manière localisé sur les différentes zones. En effet, les effets du temps n'apparaissent pas au même moment sur toutes les parties du visage. Par exemple, dans (Coleman & Grover 2006), les auteurs proposent une méthode pour étudier les effets morphologiques du vieillissement. Ils divisent le visage en trois parties : le tiers supérieur (de la naissance des cheveux à la naissance aux sourcils), le tiers central (de la base des sourcils à la base nasale) et le tiers inférieur (de la base nasale au menton).

Le calcul du MMHLBP est décrit sur la figure suivante.

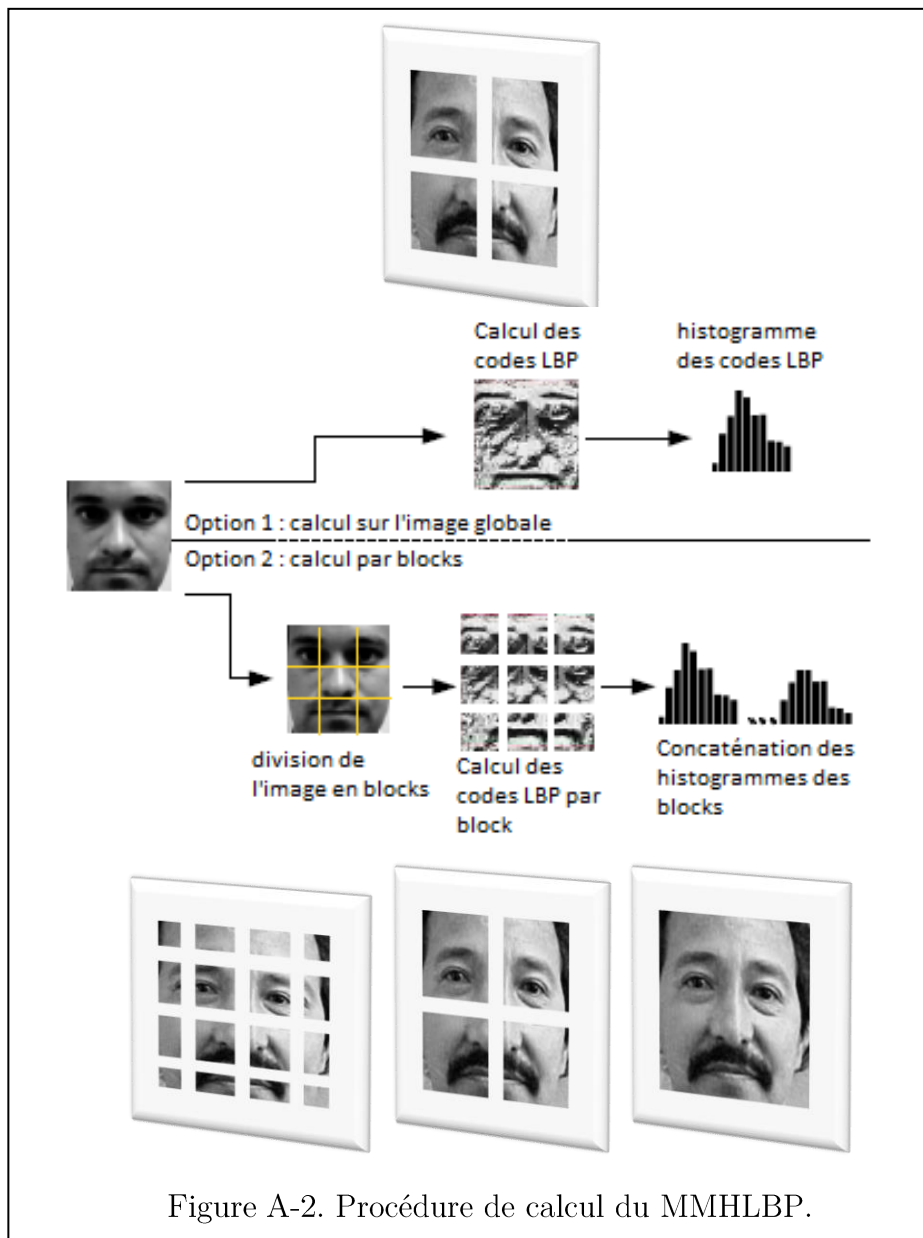


Figure A-2. Procédure de calcul du MMHLBP.

La dimension finale du MMHLBP dépend de la taille de l'échelle des niveaux de gris (2^n), du nombre de niveaux dans la pyramide ainsi que du nombre de sous-régions du visage. Dans l'implémentation finale, la pyramide est constituée de 3 niveaux. Au premier niveau, on détermine un HLBP pour l'image entière. Au second niveau, des HLBP sont calculés pour 2 fois 2 blocks sans superposition. Dans le troisième niveau, il y a 4 fois 4 blocks sans superposition. Ainsi, la dimension finale du descripteur MMHLBP est de $2^n * 192$.

Ce descripteur apporte quatre sortes d'informations : (i) les motifs binaires locaux contribuant à chaque histogramme donne de l'information sur chaque pixel, (ii) chaque histogramme fournit la représentation d'une sous-région précise du visage, (iii) la concaténation de ces histogrammes à un niveau de la pyramide fournit une représentation globale du visage à un certain niveau de détail (selon la dimension de la sous-région).

Une fois que chaque image de la base de données est décrite à l'aide d'un MMHLBP, la base de données est divisée en deux parties : une partie réservée à l'apprentissage des modèles, une seconde réservée aux tests des modèles.

2. Régresseurs et classifieurs

Dans la problématique de l'âge, la première approche est l'approche régression. L'idée principale consiste à d'abord prédire l'âge, puis quantifier et obtenir la tranche d'âge. Le modèle de régression est construit en utilisant la méthode de régression des moindres carrés partiels (Partial Least Squares Regression, PLSR) et la régression à vecteurs de support (Support Vector Regression, SVR). Avec les SVR, le but est de construire un modèle non-linéaire qui pourrait pallier aux faiblesses de la PLSR. La seconde approche consiste à directement considérer l'âge comme un problème de classification. Dans ces, nous utilisons les SVM. Dans la troisième approche, qui consiste à combiner la régression et la classification, nous employons la SVR, la SVM et un arbre de décision (Classification and Regression Tree, CART).

2.1. Régression des moindres carrés partiels (voir sections 2.5.1)

Le principe de la PLSR est de construire un modèle linéaire défini par l'équation :

$$Y = XB + E \quad (\text{eq 2.4. b})$$

Y est une matrice de dimension N par M contenant les étiquettes de la base d'apprentissage. X est une matrice de dimension N par P contenant les descripteurs de la base d'apprentissage. B est la matrice des coefficients de régression. E représente les

erreurs du modèle et a la même dimension que Y . De manière générale, X et Y sont centrées, réduites. Le modèle PLSR permet de calculer une espace de représentation (espace des données) qui décrit au mieux la variation conjointe entre les données et leurs étiquettes.

2.2. Régression à vecteurs de support (voir section 2.5.1 et 3.4.1.3)

La régression à vecteurs de support est un algorithme d'apprentissage supervisé. Lorsque le modèle choisi est linéaire, on montre que l'étiquette de chaque nouvelle donnée \mathbf{x} est donnée par l'expression suivante :

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^* y_i \langle \mathbf{x} | \mathbf{x}_i \rangle + b^* \quad (\text{eq 2.4. c})$$

λ_i^* et b^* sont proportionnels aux multiplicateurs de Lagrange

Si le problème ne peut pas être résolu comme un problème linéaire, la première idée est qu'en augmentant la dimension du problème, nous pouvons atteindre un espace dans lequel la solution sera linéaire : les données sont alors projetées dans un espace à plus grande dimension, aussi appelé espace de redéfinition. La seconde idée consiste à utiliser, dans ce nouvel espace, un noyau K dans le but de ne pas avoir à calculer tous les produits scalaires. Il y a différentes fonctions noyau ; les plus utilisés sont le noyau polynomial (*eq 2.4. d*), le noyau gaussien (*eq 2.4. e*), le noyau sigmoïdal (*eq 2.4. f*) et le noyau d'intersection (*eq 2.2. g*) :

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (c_1 + c_2 \langle \mathbf{x}_i | \mathbf{x}_j \rangle)^2 \quad (\text{eq 2.4. d})$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{eq 2.4. e})$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(c_1 + c_2 \langle \mathbf{x}_i | \mathbf{x}_j \rangle) \quad (\text{eq 2.4. f})$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \min(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (\text{eq 2.2. g})$$

L'équation du nouvel hyperplan est donnée par l'expression suivante :

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b^* \quad (\text{eq 2.4. h})$$

La SVR est utilisée ici pour sa robustesse au bruit et à la possibilité d'analyser des données qui ne sont pas linéairement séparables dans leur espace de représentation. La question de la régression sur l'âge est résolue avec le noyau d'intersection (cf. équation *eq 2.4. g*).

Les modèles PLSR et SVR retourne une réponse continue (âge). Cette variable est ensuite transformée en variable catégorielle (tranches d'âge) par simple quantification.

2.3. Machines à Vecteurs de Support (voir sections 4.3 et 4.5.3)

La procédure des SVM est similaire à celle des SVR. Considérons un problème à deux classes, $\in \{-1,1\}$:

$$f : \begin{cases} \mathbb{R}^d \rightarrow \{-1,1\} \\ \mathbf{x} \mapsto f(\mathbf{x}) = y \end{cases} \quad (\text{eq 2.4.i})$$

On montre que la classe de chaque nouvelle donnée \mathbf{x} est donnée par :

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}(h(\mathbf{x})) \quad (\text{eq 2.4.j})$$

Dans notre implémentation, le problème de la classification en tranche d'âge est traité comme un problème linéaire (eq 2.4.c). Le problème de classification en genre est quant à lui traité avec le noyau d'intersection (eq 2.4.g).

3. Base de données (voir chapitre 2)

La base de données est divisée en cinq classes, comme le montrent le Tableau A-1 et le Tableau A-2: classe 'a' (20 à 29 ans), la classe 'b' (30 à 39 ans), la classe 'c' (40 à 49 ans), la classe 'd' (50 à 59 ans) et la classe 'e' (plus de 60 ans). Les cinq classes sont définies par rapport aux contraintes marketing du projet ORIGAMI2.






	a	b	c	d	e
Effectif	450	449	447	438	427
Echantillon					

Tableau A-1. Effectifs des images au sein de la base masculine.


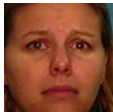

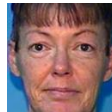
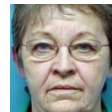
	a	b	c	d	e
Effectif	450	445	442	438	437
Echantillon					

Tableau A-2. Effectifs des images au sein de la base féminine.

Il y a en moyenne 442 images par classe, pour chaque genre. Les images sont acquises avec une variabilité dans la morphologie des sujets, dans leur apparence

physique, ainsi qu'avec une variabilité concernant l'arrière-plan. En effet, certains sujets portent des lunettes ; certains sujets portent une barbe ou une moustache. Néanmoins, toutes les images ont la même dimension : 128 pixels sur 128. Cette base de données ne contient que des visages caucasiens.

Les figures suivantes détaillent la répartition en âge au sein de chaque genre.

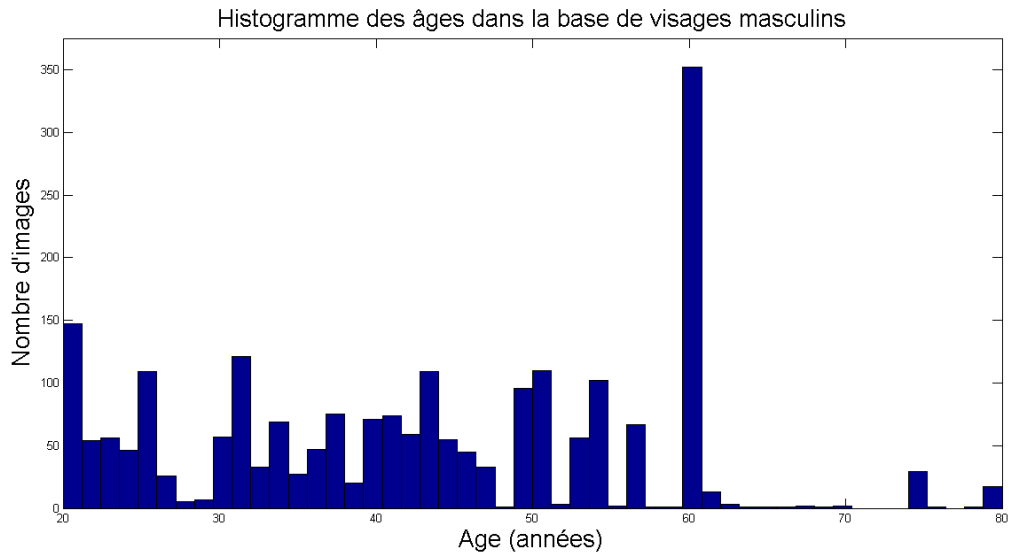


Figure A-3. Répartition des âges au sein de la base de visages masculins.

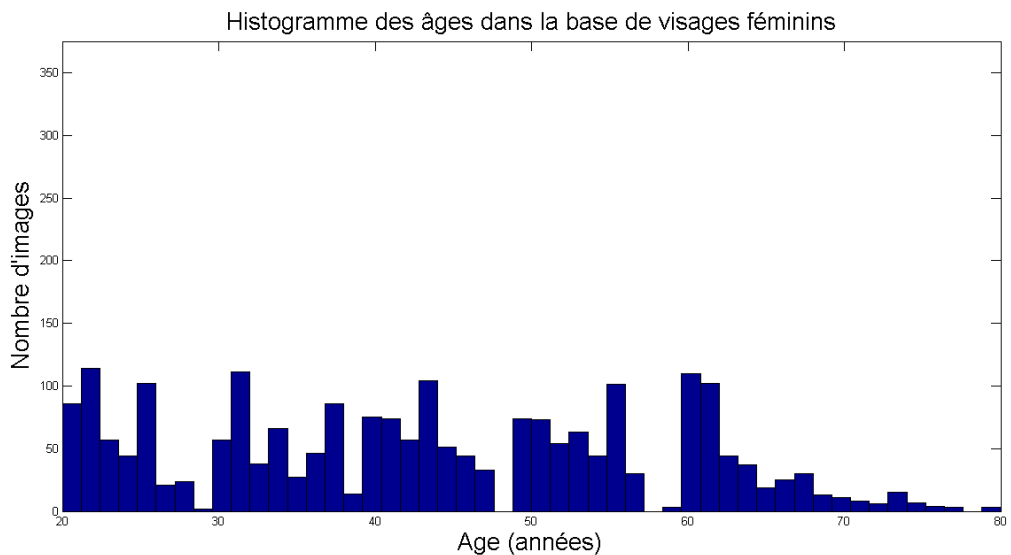


Figure A-4. Répartition des âges au sein de la base de visages féminins.

Annexe 2 : Calcul du degré d'indécision (voir chapitre 3)

Nous avons défini dans le chapitre 3 l'indécision au sens comportemental, comme étant *la tendance à ne pas faire, dans un temps imparti, de d'engagement stable envers un plan d'action, lorsque le besoin de cet engagement est nécessaire*. Frost et Shows (Frost & Shows 1993) proposent une échelle de mesure du degré d'indécision. Cette échelle est construite à partir d'un questionnaire à choix multiples. Le questionnaire comporte 15 affirmations (par exemple « J'ai du mal à planifier mon temps libre ») dont les réponses sont évaluées entre 1 et 5. Le Tableau A-3 présente le questionnaire tel qu'il est soumis aux sujets dans nos expérimentations. A chaque affirmation, le sujet doit choisir entre les propositions suivantes : « fortement désaccord » (score =1), « désaccord » (score = 2), « neutre » (score =3), « d'accord » (score = 4), « fortement d'accord » (score = 5). Sur les 15 affirmations, 6 ont des scores inversés. Les auteurs définissent le degré d'indécision comme étant la valeur moyenne des scores au questionnaire.

Le sujet, dont le score est inférieur à 2.5, est étiqueté « déterminé ». Celui dont le score est supérieur à 2.5 est étiqueté « indécis ». Des auteurs tels que Patalano et al. (Patalano et al. 2009) utilisent le score médian de la population comme valeur seuil pour la segmentation. Nous pouvons néanmoins nous questionner sur la pertinence statistique de la valeur 2.5 ou de la valeur médiane dans nos futurs jeux de données. La valeur 2.5 est logique ; mais nous ne pouvons pas connaître par avance la distribution des degrés d'indécision de nos populations d'étude. Choisir la valeur médiane comme suggérée par Patalano et al. (Patalano et al. 2009) semble plus appropriée, mais ne demeure pas un choix absolu. En effet, prendre en compte la variance au sein de la population pourrait apporter des informations pertinentes sur la séparation des deux classes.

Nous utilisons une méthode basée sur la maximisation de la variance interclasse, proposée par Otsu (Otsu 1979). Le seuil optimal s_0 est obtenu en maximisant l'expression suivante :

$$V(s_0) = \max_{s \in [1;5]} \{V(s)\}$$

$$\text{où } V(s) = p(C_1^s) * p(C_2^s) * (M_1^s - M_2^s)^2$$

La variance interclasse entre C_1 et C_2 est proportionnelle au poids de chaque classe ainsi qu'au carré de la différence des valeurs moyennes des classes.

	Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Assez d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
J'essaie de remettre à plus tard la prise de décision.					
Je sais toujours exactement ce que je veux.					
Je trouve cela difficile de prendre des décisions.					
J'ai du mal à planifier mon temps libre.					
J'aime me retrouver dans une situation de prise de décision.					
Lorsque je prends une décision, je suis assez confiant qu'il s'agit de la bonne.					
Au moment de commander un menu, je trouve souvent difficile de décider quoi prendre.					
Je prends généralement les décisions assez rapidement.					
Lorsque je prends une décision, j'arrête de m'inquiéter à ce sujet.					
Je deviens anxieux au moment de prendre une décision.					
Je m'inquiète souvent du fait de prendre la mauvaise décision.					
Après que j'ai décidé quelque chose, je pense souvent que j'ai fait le mauvais choix ou pris la mauvaise décision.					
Je n'accomplis pas les tâches à temps car je ne peux pas décider quoi faire en premier.					
J'ai des problèmes à accomplir des tâches car je n'arrive pas à attribuer la priorité à ce qui est important.					
Il me semble que décider sur la chose la plus triviale me prenne beaucoup de temps.					

Tableau A-3. Items permettant de mesurer le degré d'indécision sur l'échelle de Frost et Shows (Frost & Shows 1993).

Références bibliographiques

- Aaker, J.L., 1997. Dimensions of Brand Personality. *Journal of Marketing Research*, 34(3), pp.347–356.
- Adam, M.A. & Ali, K., 2014. Impact of Visual Packaging Elements of Packaged Milk on Consumers Buying Behavior. *Interdisciplinary Journal of Contemporary Research in Business*, 5(11).
- Alley, S. et al., 2014. Do personally tailored videos in a web-based physical activity intervention lead to higher attention and recall? - an eye-tracking study. *Frontiers in public health*, 2, p.13.
- Ananos Elena, 2014. Visual impact and eye fixation of non conventional advertising (NCA) on television among young people and the elderly. *Quaderns del CAC*, 14(2), pp.77–88.
- Ananthi, S. & Dhanalakshmi, P., 2015. SVM and HMM Modeling Techniques for Speech Recognition Using LPCC and MFCC Features. In S. C. Satapathy et al., eds. *Proceedings of the 3rd international conference on frontiers of intelligent computing: theory and applications*. pp. 519–526.
- Areni, C.S. & Kim, D., 1994. The influence of in-store lighting on consumers' examination of merchandise in a wine store. *International Journal of Research in Marketing*, 11(2), pp.117–125.
- Bacanli, F., 2006. Personality Characteristics as Predictors of Personal Indecisiveness. *Journal of Career Development*, 32(4), pp.320–332.
- Bae, K.-S., Kwak, K.-C. & Chi, S.-Y., 2006. Speaker's Gender Identification for Human-Robot Interaction. In *SIGMAP 2006: Proceedings of the International Conference on Signal Processing and Multimedia Applications*. pp. 339–342.
- Basera, C.H., Mutsikiwa, M. & Dhliwayo, K., 2013. A Comparative Study on the Impact of Ambient Factors on Patronage : a Case of Three Fast Foods Retail Brands in Masvingo , Zimbabwe. *Journal of Arts, Science & Commerce*, 4(1), pp.24–32.
- Baum, L.E. et al., 1970. A Maximization Technique Occurring in the Statistical Analysis of Probabilistic Functions of Markov Chains. *The Annals of Mathematical Statistics*, 41(1), pp.164–171.

- Beatty, S.E. & Elizabeth Ferrell, M., 1998. Impulse buying: Modeling its precursors. *Journal of Retailing*, 74(2), pp.169–191.
- Behe, B.K. et al., 2013. Practical Field Use of Eye-tracking Devices for Consumer Research in the Retail Environment. *HortTechnology*, 23(4), pp.517–524.
- Blankenship, A.B. & Breen, G.E., 1994. State of the Art Marketing Research. *Journal of Marketing Research*, 31(4), pp.575–578.
- Block, L.G. & Morwitz, V.G., 1999. Shopping Lists as an External Memory Aid for Grocery Shopping: Influences on List Writing and List Fulfillment. *Journal of Consumer Psychology*, 8(4), pp.343–375.
- Bonnefont, A. & Giraud, M., 2002. Reflexion sur le lien entre achat impulsif et modeles de communication. *2e Congrès International Paris-Venise des Tendances en Marketing*.
- Bonnin, G., 2003. La mobilité du consommateur en magasin : une étude exploratoire de l'influence de l'aménagement spatial sur les stratégies d'appropriation des espaces de grande distribution. *Recherche et Applications en Marketing*, 18(3), pp.7–29.
- Boser, B.E., Guyon, I.M. & Vapnik, V.N., 1992. A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory - COLT '92*. pp. 144–152.
- Breiman, L., 1996. Bagging Predictors. *Machine Learning*, 24(2), pp.123–140.
- Breiman, L. et al., 1984. *Classification and Regression Trees* CRC press.,
- Brengman, M., Willems, K. & Joye, Y., 2012. The Impact of In-Store Greenery on Customers. *Psychology & Marketing*, 29(11), pp.807–821.
- Brodley, C.E., 1993. Addressing the Selective Superiority Problem: Automatic Algorithm/Model Class Selection. *Proceedings of the Tenth International Conference on Machine Learning*, pp.17–24.
- Brown-Johnson, C.G. et al., 2014. Tobacco industry marketing to low socioeconomic status women in the U.S.A. *Tobacco control*, 23(e2), pp.139–46.
- Cachon, G.P. & Feldman, P., 2015. Price Commitments with Strategic Consumers: Why It Can Be Optimal to Discount More Frequently ... Than Optimal. *Manufacturing & Service Operations Management*, 13(2), pp.244–260.

- Cachon, G.P. & Swinney, R., 2009. Purchasing, Pricing, and Quick Response in the Presence of Strategic Consumers. *Management Science*, 55(3), pp.497–511.
- Cao, L. et al., 2008. Gender recognition from body. In *Proceeding of the 16th ACM international conference on Multimedia - MM '08*. pp. 725–728.
- Chadha, A.R., Vaidya, P.P. & Roja, M.M., 2011. Face recognition using discrete cosine transform for global and local features. In *2011 International Conference on Recent Advancements in Electrical, Electronics and Control Engineering*. pp. 502–505.
- Chang, H.-J., Eckman, M. & Yan, R.-N., 2011. Application of the Stimulus-Organism-Response model to the retail environment: the role of hedonic motivation in impulse buying behavior. *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 21(3), pp.233–249.
- Chartrand, J.M. et al., 1990. Development and validation of the Career Factors Inventory. *Journal of Counseling Psychology*, 37(4), pp.491–501.
- Chen, Z.-Y. & Fan, Z.-P., 2013. Dynamic customer lifetime value prediction using longitudinal data: An improved multiple kernel SVR approach. *Knowledge-Based Systems*, 43, pp.123–134.
- Chennamma, H.R. & Yuan, X., 2013. A Survey on Eye-Gaze Tracking Techniques. *Indian Journal of Computer Science and Engineering*, 4(5), pp.388–393.
- Choi, S.E. et al., 2011. Age estimation using a hierarchical classifier based on global and local facial features. *Pattern Recognition*, 44(6), pp.1262–1281.
- Choksuriwong, A., Laurent, H. & Emile, B., 2005. Comparison of invariant descriptors for object recognition. In *IEEE International Conference on Image Processing 2005*. pp. 377–380.
- Coleman, S.R. & Grover, R., 2006. The anatomy of the aging face: volume loss and changes in 3-dimensional topography. *Aesthetic surgery journal / the American Society for Aesthetic Plastic surgery*, 26(1S), pp.4–9.
- Cornu, J. & De Marchi, E., 2008. Analyser le processus décisionnel d'un achat d'impulsion pour influencer les comportements d'achat en grande distribution par des leviers de communication adéquats. *Mémoire de Master, Université de Lille*.

- Crites, J.O., 1969. *Vocational psychology: the study of vocational behavior and development*, McGraw-Hill.
- Cziko, G., 2001. The Things We Do: Using the Lessons of Bernard and Darwin to Understand the What, How, and why of Our Behavior. *Journal of Mammalogy*, 82(3).
- Darke, P.R. & Chung, C.M.Y., 2005. Effects of pricing and promotion on consumer perceptions: it depends on how you frame it. *Journal of Retailing*, 81(1), pp.35–47.
- Daucé, B., 2000. La diffusion de senteurs d'ambiance dans un lieu commercial : intérêts et tests des effets sur le comportement. *Mémoire de Thèse, Université de Rennes 1*.
- Deliya, M. & Parmar, M., 2012. Role of Packaging on Consumer Buying Behavior—Patan District. *Global Journal of Management*, 12(10).
- Drèze, X., Nisol, P. & Vilcassim, N.J., 2004. Do Promotions Increase Store Expenditures? A Descriptive Study of Household Shopping Behavior. *Quantitative Marketing and Economics*, 2(1), pp.59–92.
- Duchowski, A.T., 2002. A breadth-first survey of eye-tracking applications. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 34(4), pp.455–470.
- Elaydi, R., 2006. Construct development and measurement of indecisiveness. *Management Decision*, 44(10), pp.1363–1376.
- Etcheverry, I. et al., 2012. Age differences in information finding tasks: Performance and visual exploration strategy with different web page layouts. *Computers in Human Behavior*, 28(5), pp.1670–1680.
- Eveno, N., 2003. Segmentation des lèvres par un modèle déformable analytique. *Mémoire de Thèse, Université de Grenoble*.
- Eysenck, M. & Keane, M.T., 2013. *Cognitive Psychology 6e: A Student's Handbook, 6th Edition*, Psychology Press.
- Ezzahra Bakini Driss, F., Ben Lallouna Hafsia, H. & Zghal, M., 2008. L'impact d'un éclairage additionnel dans un point de vente sur les réactions comportementales du consommateur. *La Revue des Sciences de Gestion*, n°229(1), pp.41–49.
- Farley, J.U. & Ring, L.W., 1966. A Stochastic Model of Supermarket Traffic Flow. *Operations Research*, 14(4), pp.555–567.

- Fellous, J.M., 1997. Gender discrimination and prediction on the basis of facial metric information. *Vision research*, 37(14), pp.1961–1973.
- Fenn, W.O. & Hursh, J.B., 1936. Movements of the eyes when the lids are closed. *Am J Physiol -- Legacy Content*, 118(1), pp.8–14.
- Ferrari, J.R. & Dovidio, J.F., 2001. Behavioral information search by indecisives. *Personality and Individual Differences*, 30(7), pp.1113–1123.
- Ferrari, J.R. & Dovidio, J.F., 2000. Examining Behavioral Processes in Indecision: Decisional Procrastination and Decision-Making Style. *Journal of Research in Personality*, 34(1), pp.127–137.
- Foxall, G., 1990. *Consumer Psychology in Behavioral Perspective*, Beard Books.
- Frost, R.O. & Shows, D.L., 1993. The nature and measurement of compulsive indecisiveness. *Behaviour Research and Therapy*, 31(7), pp.683–692.
- Fu, Q., 2011. The Data Mining Analysis for Cross Selling of Bank: Based on CART Method. *2011 International Conference on Applied Social Science (icass 2011)*, vol iv, pp.435–440.
- Fuqua, D.R. & Hartman, B.W., 1983. Differential Diagnosis and Treatment of Career Indecision. *The Personnel and Guidance Journal*, 62(1), pp.27–29.
- Gati, I. et al., 1996. A Taxonomy of Difficulties in Career Decision Making. , 43(4), pp.510–526.
- Gaur, V. & Fisher, M.L., 2009. In-Store Experiments to Determine the Impact of Price on Sales. *Production and Operations Management*, 14(4), pp.377–387.
- Geng, X. & Smith-Miles, K., 2009. Facial age estimation by multilinear subspace analysis. In *2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. pp. 865–868.
- Gobb, C.J. & Hoyer, W.D., 1985. Direct observation of search behavior in the purchase of two nondurable products. *Psychology and Marketing*, 2(3), pp.161–179.
- Goldman, A.E., 1962. The group depth interview. *The Journal of Marketing*, 26, pp.61–68.

- Grewal, D. et al., 2003. The effects of wait expectations and store atmosphere evaluations on patronage intentions in service-intensive retail stores. *Journal of Retailing*, 79(4), pp.259–268.
- Günay, A. & Nabiyev, V. V., 2015. Age Estimation Based on AAM and 2D-DCT Features of Facial Images. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications(IJACSA)*, 6(2), pp.113–119.
- Gunes, H., Piccardi, M. & Jan, T., 2004. Face and body gesture recognition for a vision-based multimodal analyzer. In *VIP '05 Proceedings of the Pan-Sydney area workshop on Visual information processing*. pp. 19–28.
- Guo, G. et al., 2009. Human age estimation using bio-inspired features. In *2009 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, CVPR Workshops 2009*. pp. 112–119.
- Guo, G., Fu, Y., Dyer, C.R., et al., 2008. Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression. *IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society*, 17(7), pp.1178–88.
- Guo, G., Fu, Y., Huang, T.S., et al., 2008. Locally adjusted robust regression for human age estimation. In *2008 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, WACV*. pp. 1–6.
- Guo, G. & Mu, G., 2014. A framework for joint estimation of age, gender and ethnicity on a large database. *Image and Vision Computing*, 32(10), pp.761–770.
- Guo, H. & Wang, W., 2015. An active learning-based SVM multi-class classification model. *Pattern Recognition*, 48(5), pp.1577–1597.
- Guodong Guo, Charles R. Dyer, Yun Fu, T.S.H., 2009. Is gender recognition affected by age. In *12th International Conference on Computer Vision Workshops*. pp. 2032–2039.
- Hall, M. et al., 2009. The WEKA data mining software. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 11(1), pp.10–18.
- Han, H. et al., 2014. Demographic Estimation from Face Images: Human vs. Machine Performance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.

- Han, X., Ugail, H. & Palmer, I., 2009. Gender Classification Based on 3D Face Geometry Features Using SVM. In *2009 International Conference on CyberWorlds*. IEEE, pp. 114–118.
- Haraburda, E.M., 1999. The relationship of indecisiveness to the Five Factor Personality Model and psychological symptomology. *Unpublished Doctoral dissertation*.
- Harris Drucker, Chris J.C. Burges, Linda Kaufman, Chris J. C, Burges* Linda Kaufman, Alex Smola, V.V., 1996. Support Vector Regression Machines. *Advances in Neural Information Processing Systems 9*, pp.155–161.
- Heath, A.. & Scott, D., 1998. The self-concept and image con-gruence hypothesis: an empirical investigation in the motor vehicle market. *European Journal of Marketing*.
- Hess, J.M., 1968. Group Interviewing. In *ACR Fall Conference Proceedings*. pp. 193–196.
- Hirschman, E. & Holbrook, M., 1986. Expanding the Ontology and Methodology of Research on the Consumption Experience. In *Perspectives on Methodology in Consumer Research SE - 7*. pp. 213–251.
- Holland, J.L. & Holland, J.E., 1977. Vocational indecision: More evidence and speculation. *Journal of Counseling Psychology*, 24(5), pp.404–414.
- Howard, J. & Jagdish N Sheth, 1969. *The theory of buyer behavior*, New York: Wiley.
- Howard, J.J. & Etter, D., 2013. The effect of ethnicity, gender, eye color and wavelength on the biometric menagerie. In *2013 IEEE International Conference on Technologies for Homeland Security (HST)*. pp. 627–632.
- Htake, H. & Tin, K., 2012. Subjective Age Prediction of Face Images Using PCA. *International Journal of Information and Electronics Engineering*, 2(3), pp.296–299.
- Hu, M. et al., 2010. Combining Spatial and Temporal Information for Gait Based Gender Classification. In *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*. pp. 3679–3682.
- Huang, Y.-F. & Kuo, F.-Y., 2012. How impulsivity affects consumer decision-making in e-commerce. *Electronic Commerce Research and Applications*, 11(6), pp.582–590.

- Hui, S.K., Bradlow, E.T. & Fader, P.S., 2009. Testing Behavioral Hypotheses Using an Integrated Model of Grocery Store Shopping Path and Purchase Behavior. *Journal of Consumer Research*, 36(3), pp.478–493.
- Hultén, B., Broweus, N. & Dijk, M. van, 2009. *Sensory Marketing* P. Macmillan, ed.,
- Ihsan Ullah, M.H., 2012. Gender Recognition From Face Images With Spatial WLD Descriptor. In *2012 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing*. pp. 417 – 420.
- Ingram, J.K., 2013. *A History of Political Economy*, Cambridge University Press.
- Islam, M.R., Toufiq, R. & Rahman, M.F., 2012. Appearance and Shape Based Facial Recognition System using PCA and HMM. *2012 7th International conference on electrical and computer engineering (ICECE)*, pp.1–4.
- Iyer, E.S., 1989. Unplanned purchasing: Knowledge of shopping environment and time pressure. *Journal of Retailing*, pp.40 – 57.
- Izadpanahi, S. & Toygar, Ö., 2014. Human age classification with optimal geometric ratios and wrinkle analysis. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 28(02).
- Janis, L.I. & Mann, L., 1977. *Decision making: a psychological analysis of conflict, choice, and commitment*, Free Press.
- Jansen, B.J. & Spink, A., 2009. Investigating customer click through behaviour with integrated sponsored and nonsponsored results. *International Journal of Internet Marketing and Advertising*, 5(1/2), p.74.
- Javal, E., 1878. Essai sur la physiologie de la lecture. *Annales d'Oculistique*, 79, pp.97–117.
- Jennings, D. & Wattam, S., 1998. *Decision Making: An Integrated Approach*, Financial Times Pitman Pub.
- Kahneman, D. & Tversky, A., 2007. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. , 47(2), pp.263–292.
- Khamassi, R., 2012. L'effet d'expérience en magasin sur l'achat impulsif dans un contexte de supermarché. *Mémoire de Master, Université de Montréal*.

- Khaung Tin, H.H., 2012. Perceived Gender Classification from Face Images. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 4(1), pp.12–18.
- Kiesler, S. & Sproull, L.S., 1986. Response Effects in the Electronic Survey. *Public Opinion Quarterly*, 50(3), p.402.
- Kim, H., 1996. Examination of brand personality and brand attitude within the apparel product category. *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*, 4(3), pp.243 – 252.
- Kirby, M. & Sirovich, L., 1990. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(1), pp.103–108.
- Klare, B.F. et al., 2012. Face Recognition Performance: Role of Demographic Information. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 7(6), pp.1789–1801.
- Kollat, D.T. & Willett, R.P., 1969. Is Impulse Purchasing Really a Useful Concept for Marketing Decisions? *Journal of Marketing*, 33(1), pp.79–83.
- Kotler, P., 2013. *Principles of Marketing*, Pearson Education, Limited.
- Kwon, Y.H. & Lobo, N. da V., 1999. Age Classification from Facial Images. *Computer Vision and Image Understanding*, 74(1), pp.1–21.
- Ladwein, R., 2003. *Le comportement du consommateur et de l'acheteur*, Economica.
- Lam, S.Y. et al., 2001. Evaluating Promotions in Shopping Environments: Decomposing Sales Response into Attraction, Conversion, and Spending Effects. *Marketing Science*, 20(2), pp.194–215.
- Lamb, C., Hair, J. & McDaniel, C., 2011. *Essentials of Marketing*, Cengage Learning.
- Langley, A. et al., 1995. Opening up Decision Making: The View from the Black Stool. *Organization Science*, 6(3), pp.260–279.
- Lawler, A., 2006. Point-To-Point , Hub-To-Hub : the need for an A380 size aircraft. *Leeham Compagny*.
- Lecron, F. et al., 2013. Three-dimensional spine model reconstruction using one-class SVM regularization. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 60(11), pp.3256–64.

- Lemoine, J., 2003. Vers une approche globale de l'atmosphère du point de vente. *Revue Française Du Marketing*, 194, pp.83–101.
- Lessne, G.J. & Didow, N.M., 1987. Inoculation theory and resistance to persuasion in marketing. *Psychology and Marketing*, 4(2), pp.157–165.
- Li, B., Lian, X.-C. & Lu, B.-L., 2012. Gender classification by combining clothing, hair and facial component classifiers. *Neurocomputing*, 76(1), pp.18–27.
- Lin, T.-C., 2011. Decision-based filter based on SVM and evidence theory for image noise removal. *Neural Computing and Applications*, 21(4), pp.695–703.
- Lindberg, S. et al., 2013. Tue 5 . 1 Shoppers ' Attention to Packaging and In-Store Media. *26th IAPRI Symposium on Packaging 2013*, (2008), pp.73–80.
- Liu, C.-Y. et al., 2013. HMM and BPNN based Speech Recognition System for Home Service Robot. *2013 International conference on advanced robotics and intelligent systems (ARIS)*, pp.38–43.
- Liu, Y., 2007. The Long-Term Impact of Loyalty Programs on Consumer Purchase Behavior and Loyalty. *Journal of Marketing*, 71(4), pp.19–35.
- Luo, R.C., Chang, L.W. & Chou, S.C., 2013. Human Age Classification Using Appearance Images for Human-Robot Interaction. *39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (iecon 2013)*, pp.2426–2431.
- M. C. Cant et al., 2009. *Marketing Management*, Juta and Company Ltd.
- M. S. Saleem Basha, S.P.K., 2012. Face Gender Image Classification Using Various WaveletTransform and Support Vector Machine with various Kernels. *International Journal of Computer Science Issues*, 9(6), pp.150 – 157.
- Mandl, M. et al., 2010. Consumer decision making in knowledge-based recommendation. *Journal of Intelligent Information Systems*, 37(1), pp.1–22.
- Markov, A.A., 1913. An example of statistical investigation in the text of eugene onyegin, illustrating coupling of tests in chains. *Proceedings of the Academy of Sciences of St. Petersburg*, 7(6).
- Matre, G. & Cooper, S., 1984. Concurrent Evaluation of Career Indecision and Indecisiveness. *The Personnel and Guidance Journal*, 62(10), pp.637–639.

- Mattila, A.S. & Wirtz, J., 2001. Congruency of scent and music as a driver of in-store evaluations and behavior. *Journal of Retailing*, 77(2), pp.273–289.
- Md. Hafizur Rahman, Suman Chowdhury, M.A.B., 2013. An Automatic Face Detection and Gender Classification from Color Images using Support Vector Machine. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, 4(1), pp.5–11.
- Meinedo, H. & Trancoso, I., 2011. Age and gender detection in the I-DASH project. *ACM Transactions on Speech and Language Processing*, 7(4), pp.1–16.
- Meriçi, T., 2006. Color and illumination independent hand tracking and gesture recognition. , pp.1–7.
- Merton, R.K. & Kendall, P.L., 1946. The focussed interview. *The American Journal of Sociology*, 51, pp.541–557.
- Meyers-Levy, J. & Maheswaran, D., 1991. Exploring Differences in Males' and Females' Processing Strategies. *Journal of Consumer Research*, 18(1), pp.63–70.
- Meyer-Waarden, L., 2013. The impact of reward personalisation on frequent flyer programmes' perceived value and loyalty. *Journal of Services Marketing*, 27(3), pp.183–194.
- Michon, R., Chebat, J.-C. & Turley, L.W., 2005. Mall atmospherics: the interaction effects of the mall environment on shopping behavior. *Journal of Business Research*, 58(5), pp.576–583.
- Milgram, N. (Noach) & Tenne, R., 2000. Personality correlates of decisional and task avoidant procrastination. *European Journal of Personality*, 14(2), pp.141–156.
- Mintzberg, H., Raisinghani, D. & Théorêt, A., 1976. The Structure of “unstructured” Decision Processes. *Administrative science quarterly*, 21(2), pp.246–275.
- Mitropoulou, V. et al., 2011. Eye tracking performance and the boundaries of the schizophrenia spectrum. *Psychiatry research*, 186(1), pp.18–22.
- Ben Mlouka, M. et al., 2009. Principal Component Analysis of Eye-Tracking Data during Visual Perception of Human Faces in Adults and Children with Autism. *International conference on advancements of medicine and health care through technology*, 26, pp.199–204.

- Montillo, A. & Ling, H., 2009. Age regression from faces using random forests. In *2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, pp. 2465–2468.
- Morgan, R.M. & Hunt, S.D., 1994. The Commitment-Trust Theory of Relationship Marketing. *Journal of Marketing*, 58(3), pp.20–38.
- Morrison, M. et al., 2011. In-store music and aroma influences on shopper behavior and satisfaction. *Journal of Business Research*, 64(6), pp.558–564.
- Nawaz, A., Billoo, M. & Lakhan, A.A., 2012. Effect of Product Packaging in Consumer Buying Decision. , 6(2), pp.1–10.
- Nazir, M. et al., 2010. Feature selection for efficient gender classification. In *Proceedings of the WSEAS international conference*. pp. 70–75.
- Neumann, von, John & Morgenstern, O., 2007. *Theory of Games and Economic Behavior (Commemorative Edition)*, Princeton University Press.
- Nkengne, A., Tenenhaus, A. & Fertil, B., 2011. Age prediction using a supervised facial model. In *2011 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*. pp. 1183–1188.
- Nunamaker, J.F. et al., 2012. Establishing a foundation for automated human credibility screening. In *2012 IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics*. pp. 202–211.
- O’Cass, A. & Frost, H., 2002. Status brands: examining the effects of non-product-related brand associations on status and conspicuous consumption. *Journal of product & brand management*, 11(2), pp.67–88.
- Oakes, S., 2003. Musical tempo and waiting perceptions. *Psychology and Marketing*, 20(8), pp.685–705.
- Oakley, A., 1981. Interviewing women: a contradiction in terms. In *Doing feminist research*.
- Ojala, T., Pietikainen, M. & Maenpaa, T., 2002. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), pp.971–987.
- Okada, E.M., 2005. Justification Effects on Consumer Choice of Hedonic and Utilitarian Goods. *Journal of Marketing Research*, 42(1), pp.43–53.

- Oliver, R.L., 2010. *Satisfaction: A Behavioral Perspective on the Consumer* M. E. Sharpe, ed.,
- Otnes, C., McGrath, M.A. & Lowrey, T.M., 1995. Shopping with consumers usage as past, present and future research technique. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2(2), pp.97–110.
- Otsu, N., 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), pp.62–66.
- Paris, S. & Gloti, H., 2010. Pyramidal Multi-level Features for the Robot Vision@ICPR 2010 Challenge. In *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, pp. 2949–2952.
- Parumasur, S. & Roberts-Lombard, M., 2012. *Consumer behaviour*, Juta.
- Patalano, A.L., Juhasz, B.J. & Dicke, J., 2009. The relationship between indecisiveness and eye movement patterns in a decision making informational search task. *Journal of Behavioral Decision Making*, 368(August 2009), pp.353–368.
- Patalano, A.L. & Wengrovitz, S.M., 2006. Cross-cultural exploration of the Indecisiveness Scale: A comparison of Chinese and American men and women. *Personality and Individual Differences*, 41(5), pp.813–824.
- Payne, M.S., 1976. Preparing for Group Interview. *Advances in Consumer Research*, pp.434–436.
- Pearson, K., 1896. Mathematical Contributions to the Theory of Evolution. III. Regression, Heredity, and Panmixia. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 187, pp.253–318.
- Peng, Y. et al., 2012. Bag of features using sparse coding for gender classification. In *Proceedings of the 4th International Conference on Internet Multimedia Computing and Service - ICIMCS '12*. pp. 80–83.
- Peter, J.P., Olson, J.C. & Grunert, K.G., 1999. *Consumer Behaviour and Marketing Strategy*, McGraw-Hill.
- Pirozmand, P. et al., 2011. Age Estimation , A Gabor PCA-LDA Approach. *The Journal of Mathematics and Computer Science*, 2(2), pp.233–240.
- Rabiner, L.R., 1989. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, 77(2), pp.257–286.

- Rai, P. & Khanna, P., 2010. Gender classification using Radon and Wavelet Transforms. In *2010 5th International Conference on Industrial and Information Systems*. IEEE, pp. 448–451.
- Randall, R., 2010. *Work Psychology: Understanding Human Behaviour in the Workplace*, Financial Times Prentice Hall.
- Rassin, E. & Muris, P., 2005. To be or not to be...indecisive: Gender differences, correlations with obsessive–compulsive complaints, and behavioural manifestation. *Personality and Individual Differences*, 38(5), pp.1175–1181.
- Ravi, S. & Wilson, S., 2010. Face Detection with Facial Features and Gender Classification Based On Support Vector Machine. *International Journal of Imaging Science and Engineering*, (Special Issue), pp.1–5.
- Reed, G.F., 1985. *Obsessional experience and compulsive behaviour: a cognitive-structural approach*, Academic Press.
- Ribeaux, P. & Poppleton, S.E., 1978. *Psychology and Work: An Introduction*, Macmillan.
- Richarz, J. & Fink, G.A., 2011. Visual recognition of 3D emblematic gestures in an HMM framework. *Journal of ambient intelligence and smart environments*, 3(3), pp.193–211.
- Rogers, C.R., 1959. *A Theory of Therapy, Personality, and Interpersonal Relationships: As Developed in the Client-centered Framework*, McGraw-Hill.
- Rook, D.W. & Hoch, S.J., 1985. Consuming Impulses. *Advances in Consumer Research*, 12, pp.23–27.
- Rutkowski, L. et al., 2014. The CART decision tree for mining data streams. *Information Sciences*, 266, pp.1–15.
- Sabir, A. et al., 2013. Human gait gender classification based on fusing spatio-temporal and wavelet statistical features. In *2013 5th Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEECE)*. pp. 140–145.
- Sallam, M.A. & Wahid, N.A., 2015. The effects of satisfaction and brand identification on brand love and brand equity outcome : the role of brand loyalty. *International Journal of Economics, Commerce and Management*, III(2), pp.1–13.

- Salomone, P.R., 1982. Difficult Cases in Career Counseling: II-The Indecisive Client. *The Personnel and Guidance Journal*, 60(8), pp.496–500.
- Samimi, Y. & Aghaie, A., 2010. Monitoring heterogeneous serially correlated usage behavior in subscription-based services. *Journal of Applied Statistics*, 37(10), pp.1761–1777.
- Sampson, P., 1972. Qualitative research and motivation research. In *Consumer market research handbook*.
- Schiffman, L.G., Kanuk, L.L. & Wisenblit, J., 2010. *Consumer Behavior*, Pearson Prentice Hall.
- Schmitt, J., 2009. Parcours, déplacement et actions face au rayon: Mieux comprendre le comportement physique du consommateur en magasin pour mieux comprendre ses achats. *Mémoire de Thèse, Université de Paris*.
- Schwartz, D., 2000. *Méthodes statistiques à l'usage des médecins et des biologistes*, Flammarion Médecine-Sciences.
- Shan, C., 2010. Learning local features for age estimation on real-life faces. In *Proceedings of the 1st ACM international workshop on Multimodal pervasive video analysis - MPVA '10*. pp. 23–28.
- Sheth, J.N., Newman, B.I. & Gross, B.L., 1991. Why we buy what we buy: A theory of consumption values. *Journal of Business Research*, 22(2), pp.159–170.
- Sicre, R. & Nicolas, H., Human Behavior Analysis at a Point of Sale. *Advances in visual computing, PT III*, 6455, pp.635–644.
- Sigurdsson, V., Saevarsson, H. & Foxall, G., 2009. Brand placement and consumer choice: an in-store experiment. *Journal of applied behavior analysis*, 42(3), pp.741–5.
- Simon, H., 2002. Administrative Behavior: A Study of Decision-Making Processes in Administrative Organizations. *The Economic Journal*, 112(480), pp.386–388.
- Sirovich, L. & Kirby, M., 1987. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *Journal of the Optical Society of America A*, 4(3), pp.519–524.
- Skogster, P., Uotila, V. & Ojala, L., 2007. From mornings to evenings: is there variation in shopping behaviour between different hours of the day? *International Journal of Consumer Studies*, 32(1), pp.65–74.

- Smith, V., 1976. Experimental economics - Induced value theory. *American Economic Review*, 66(2), pp.274–279.
- Smith, V.L., 1982. Microeconomic systems as an experimental science. *American economic review*, 72(5), pp.923–955.
- Solomon, 2004. *Consumer Behavior: Buying, Having, And Being, 6e Edition*, Pearson Education.
- Solomon, M.R., Bamossy, G. & Askegaard, S., 1999. *Consumer Behaviour: A European Perspective*, Prentice Hall Europe.
- Song, Z. et al., 2011. Learning universal multi-view age estimator using video context. In *2011 International Conference on Computer Vision*. pp. 241–248.
- Spangenberg, E.R., Crowley, A.E. & Henderson, P.W., 1996. Improving the Store Environment: Do Olfactory Cues Affect Evaluations and Behaviors? *Journal of Marketing*, 60(2), pp.67–80.
- Stanton, W.J., 1984. *Fundamentals of marketing*, Business & Economics.
- Sternberg, R., 2008. *Cognitive Psychology*, Cengage Learning.
- Story, M. & French, S., 2004. Food Advertising and Marketing Directed at Children and Adolescents in the US. *The international journal of behavioral nutrition and physical activity*, 1(3).
- Summers, T.A. & Hebert, P.R., 2001. Shedding some light on store atmospherics: influence of illumination on consumer behavior. *Journal of Business Research*, 54(2), pp.145–150.
- Swami, V. et al., 2008. An Exploration of the Indecisiveness Scale in Multiethnic Malaysia. *Journal of Cross-Cultural Psychology*, 39(3), pp.309–316.
- Swinney, R., 2011. Selling to Strategic Consumers When Product Value Is Uncertain: The Value of Matching Supply and Demand. *Management Science*, 57(10), pp.1737–1751.
- Thach, L., 1995. Using electronic mail to conduct survey research. *Educational Technology*, 35(2), pp.27–31.
- Threlfall, K.D., 1999. Using focus groups as a consumer research tool. *Journal of Marketing Practice: Applied Marketing Science*, 5(4), pp.102–105.

- Tsai, C.-F. & Hsiao, Y.-C., 2010. Combining multiple feature selection methods for stock prediction: Union, intersection, and multi-intersection approaches. *Decision Support Systems*, 50(1), pp.258–269.
- Tsechpenakis, G. et al., 2005. Blob Analysis of the Head and Hands: A Method for Deception Detection. In *Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. pp. 20–29.
- Turley, L. & Milliman, R.E., 2000. Atmospheric Effects on Shopping Behavior. *Journal of Business Research*, 49(2), pp.193–211.
- Txia, J.-D. & Huang, C.-L., 2009. Age Estimation Using AAM and Local Facial Features. In *2009 Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*. pp. 885–888.
- Vapnik, V.N., 1998. *Statistical Learning Theory*, Wiley.
- Veinott, E., 2002. The effect of understanding and anticipated regret on decision readiness. *Phd dissertation, University of Michigan*.
- Velásquez, J.D., 2013. Combining eye-tracking technologies with web usage mining for identifying Website Keyobjects. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(5-6), pp.1469–1478.
- Voss, G.B., Parasuraman, A. & Grewal, D., 1998. The Roles of Price, Performance, and Expectations in Determining Satisfaction in Service Exchanges. *Journal of Marketing*, 62(4), p.46.
- Wakefield, K.L. & Inman, J.J., 2003. Situational price sensitivity: the role of consumption occasion, social context and income. *Journal of Retailing*, 79(4), pp.199–212.
- Watson, J.B. & Rayner, R., 2013. Conditioned Emotional Reactions: The Case of Little Albert. *Journal of experimental Psychology*, 3(1).
- Weinberg, P. & Gottwald, W., 1982. Impulsive consumer buying as a result of emotions. *Journal of Business Research*, 10(1), pp.43–57.
- Wellner, A.S., 2003. The new science of focus groups. *American Demographics*.
- Wells, W.D. & Prensky, D., 1996. *Consumer Behavior*, Wiley.

- White, B. & White, M., 2006. Why We Buy What We Buy: A Theory Of Consumption Values. *Journal of business research*, 22(2), pp.159–170.
- Wold, S., Kettaneh-Wold, N. & Skagerberg, B., 1989. Nonlinear PLS modeling. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 7(1-2), pp.53–65.
- Wold, S., Martens, H. & Wold, H., 1982. The multivariate calibration problem in chemistry solved by the PLS method. In *Matrix pencils*. Lecture Notes in Mathematics. Springer Berlin Heidelberg, pp. 286–293.
- Xie, L. et al., 2002. Structure analysis of soccer video with hidden Markov models. In *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*. IEEE, pp. 4096–4099.
- Xu, Z., Lu, L. & Shi, P., 2008. A hybrid approach to gender classification from face images. In *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, pp. 1–4.
- Xue, X., Li, Z. & Hong, C., 2014. Algorithmic Improvement Of Dynamic Hand Gesture Recognition Based On HMM Algorithm. *Proceedings of the 2014 international conference on mechatronics, control and electronic engineering*, 113, pp.182–185.
- Yalch, R.F. & Spangenberg, E.R., 2000. The Effects of Music in a Retail Setting on Real and Perceived Shopping Times. *Journal of Business Research*, 49(2), pp.139–147.
- Yan, S. et al., 2008. Regression from patch-kernel. In *26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*. pp. 1–8.
- Yates, J.F., Veinott, E.S. & Patalano, A.L., 2003. *Emerging Perspectives on Judgment and Decision Research*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Zeisler, L., 2011. *Association Between Stress and Decisional Procrastination in Parents of Children With Down Syndrome During Their Developmental Transitions*. Seton Hall University Dissertations and Theses (ETDs).
- Zhang, L. et al., 2007. Face detection based on multi-block LBP representation. , pp.11–18.
- Zhang, X. et al., 2014. A causal feature selection algorithm for stock prediction modeling. *Neurocomputing*, 142, pp.48–59.

Zhang, Y., 2000. Using the Internet for survey research: A case study. *Journal of the american society for information science*, 51(1), pp.57–68.

Zhao, Z. & Liu, H., 2007. Searching for interacting features. In *IJCAI'07 Proceedings of the 20th international joint conference on Artificial intelligence*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., pp. 1156–1161.

Zhu, L. et al., 2015. Short-term natural gas demand prediction based on support vector regression with false neighbours filtered. *Energy*, 80, pp.428–436.

Zikmund, W.G., 2009. *Exploring marketing research* 10th ed., Cengage Learning.

Liste des publications

Chapitres d'ouvrage

Yannick LUFIMPU-LUVIYA, Djamel MERAD, Véronique DRAI-ZERBIB, Thierry BACCINO, Bernard FERTIL. *"Degree of Subject's Indecisiveness Characterized by Eye Movement Patterns in Increasingly Difficult Tasks"*, december 2013, Current Trends in Eye Tracking Research, Horsley, M.; Eliot, M.; Knight, B.; Reilly, R., Springer.

Conférences internationales

Yannick LUFIMPU-LUVIYA, Djamel MERAD, Véronique DRAI-ZERBIB, Pierre DRAP, Thierry BACCINO, Bernard FERTIL. *"Identification of purchasing scenarios through eye-tracking features"*, août 2014, the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication. New York, NY, USA.

Yannick LUFIMPU-LUVIYA, Djamel MERAD, Sébastien PARIS, Bernard FERTIL. *"Combining regression and classification methods for age band estimation from human faces"*, september 2013, 8th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. Trieste, Italy.

Yannick LUFIMPU-LUVIYA, Djamel MERAD, Sébastien PARIS, Véronique DRAI-ZERBIB, Thierry BACCINO, Bernard FERTIL. *"A regression-based method for the prediction of the indecisiveness degree through eye movement patterns"*, august 2013, Eye Tracking South Africa (ETSA 2013). Cape Town, South Africa.

Yannick LUFIMPU-LUVIYA, Djamel MERAD, Sébastien PARIS, Bernard FERTIL. *"A proposal of a solution for age band prediction from human faces."*, august 2013, 10th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance. Krakow, Poland.

Yannick LUFIMPU-LUVIYA, Djamel MERAD, Thierry BACCINO, Véronique DRAI-ZERBIB, Bernard FERTIL. *"Subject's indecisiveness degree characterization through eye movement patterns in increasing difficulties tasks"*, april 2012, ETA 2012. Eye Track Australia Conference. Noosaville, QLD, Australia.

Conférences sans actes

Yannick LUFIMPU-LUVIYA, Djamel MERAD, Sébastien PARIS, Bernard FERTIL. *"A structural representation of the customer's behavior for the characterization of the indecisiveness class"*, july 2014, 28th International Congress of Applied Psychology. Paris, France. , National

Table des figures

Figure 1. Organigramme des tâches au sein du Projet ORIGAMI2.	2
Figure 2. Organisation de la thèse	8
Figure 1-1. Approche proposée.....	31
Figure 2-1. Approche Régression.....	43
Figure 2-2. Validations interne et externe du classifieur en fonction de la tranche d'âge. Performances sur le genre masculin.....	47
Figure 2-3. Validations interne et externe du classifieur en fonction de la tranche d'âge. Performances sur le genre féminin.	48
Figure 2-4. Validations interne et externe du classifieur en fonction de la tranche d'âge. Performances sur l'ensemble des deux genres.	48
Figure 2-5. Approche régression.....	52
Figure 2-6. Répartition des âges prédits en fonction de la vérité terrain, pour la partie centrale du visage masculin. Le coefficient de corrélation de Pearson est $R=0.88$	53
Figure 2-7. Répartition des âges prédits en fonction de la vérité terrain, pour la partie centrale du visage féminin. Le coefficient de corrélation de Pearson est $R=0.75$	54
Figure 2-8. Approche classification.....	56
Figure 2-9. Architecture de la troisième approche.....	60
Figure 3-1. Architecture de l'approche oculométrique.....	74
Figure 3-2. Matériel expérimental.....	81
Figure 3-3. Degrés d'indécision des sujets.....	82
Figure 3-4. D1 : durée des tâches 1 et 2 pour chaque sujet.....	84
Figure 3-5. Durées normalisées des tâches (D1), pour la Tâche 1 (à gauche) et la Tâche 2 (à droite).....	85
Figure 3-6. Durées (normalisées) accordées aux alternatives choisies (D2), pour la Tâche 1 (à gauche) et la Tâche 2 (à droite).....	86
Figure 3-7. Longueurs normalisées des trajets oculaires inter-alternatives (D21) durant la seconde moitié des tâches, pour la Tâche 1 (à gauche) et la Tâche 2 (à droite).....	86
Figure 3-8. Sélection de descripteurs par ACP pour la première moitié de la Tâche 1.	87

Figure 3-9. Architecture de l'approche préhension.....	92
Figure 3-10. Représentation structurelle du comportement du consommateur en magasin.	93
Figure 3-11. Etats récurrents. La quantité M correspond au nombre d'articles à disposition du client. m désigne donc l'indice d'un article et $M+1$ désigne le caddie ou le chariot.....	96
Figure 3-12. Fusion de HMM par régression linéaire pour la prédiction de la classe d'indécision.....	99
Figure 3-13. Disposition du laboratoire.	100
Figure 3-14. Caméra IR (à gauche) et objets traqués (au centre et à droite).	101
Figure 3-15. Tâche 1 : tâche d'entraînement.	101
Figure 3-16. Tâche 2 : présence d'échantillons, absence des packagings et des prix.	102
Figure 3-17. Exemple de champ visuel d'un sujet durant une cession. Les prix sont indiqués sur des étiquettes collées sur les emballages.	102
Figure 3-18. Degré d'indécision pour chaque sujet. Le numéro en abscisse indique l'indice du sujet (ordre de passage). La valeur en ordonnée représente le degré d'indécision.	104
Figure 3-19. Comparaison entre les durées (test t de Student) pour Tâches 2, 3 et 4.	105
Figure 4-1. Classification des comportements d'achat.	109
Figure 4-2. Architecture de notre approche sur l'identification des scénarios d'achat.	111
Figure 4-3. Disposition de la scène.	113
Figure 4-4. Champ visuel du sujet, pour chaque séquence. Les points représentent les fixations. Plus le point est bleu et petit, plus la fixation est courte. Plus le point est grand et rouge, plus la fixation se prolonge.	114
Figure 4-5. Sélection d'attributs par ANOVA et ACP.....	119
Figure 4-6. A gauche : distributions de la durée moyenne de fixation sur l'alternative choisie (D4). Au centre : distributions de la durée moyenne de fixation sur l'alternative la plus observée (D8). A droite : distributions de la durée moyenne de fixation sur la troisième alternative la plus observée (D16).....	122
Figure 4-7. Distributions de la durée moyenne de fixation sur l'espace vide (D18), pour l'achat de routine (à gauche) et l'achat d'impulsion.....	122
Figure 4-8. Degrés de corrélation entre les descripteurs (D^{**}) et la durée de la tâche (D01), dans le premier scénario (en abscisses) et dans le second scénario (en	

ordonnées). Les numéros en rouge représentent les descripteurs relatifs ; ceux en noir représentent les descripteurs absolus. Les numéros strictement inférieurs à 20 représentent les descripteurs construits à partir des données de fixation ; les autres à partir des données de saccade. $D_{\alpha PCA1}$ n'est composé que descripteurs de saccades et de descripteurs absolus. $D_{\beta PCA*}$ est composé de descripteurs absolus provenant à la fois des données de fixation et des données de saccade. $D_{\gamma PCA1}$ est composé à la fois de descripteurs absolus et relatifs, provenant à la fois de données de fixation et de données de saccades.....124

Figure 4-9. De la gauche à la droite : distributions de D23, D41 et D59.126

Figure 4-10. Nombre de sujets mal étiquetés par séquence. En haut : cas du modèle appris sur Zone1. En bas : cas du modèle appris sur $\{Zone1 \cup Zone2 \cup Zone4\}$ 129

Figure A-1. Calcul d'un LBP138

Figure A-2. Procédure de calcul du MMHLBP139

Figure A-3. Répartition des âges au sein de la base de visages masculins.143

Figure A-4. Répartition des âges au sein de la base de visages féminins.143

Liste des tableaux

Tableau 2-1. Matrice de confusion du classifieur. Cas du modèle unique.....	45
Tableau 2-2. Performances du classifieur pour chaque tranche d'âge.....	46
Tableau 2-3. MSE (sur les âges). Les informations entre parenthèses sont les coefficients de corrélation de Pearson entre la vérité terrain et la réponse prédite.....	53
Tableau 2-4. Matrice de confusion (%) de la SVR, pour la partie centrale des visages masculins.....	54
Tableau 2-5. Matrice de confusion (%) de la SVR, pour la partie centrale des visages féminins.....	55
Tableau 2-6. Matrice de confusion (%) du SVM+CART, pour la partie centrale des visages masculins.....	58
Tableau 2-7. Matrice de confusion (%) du SVM+CART, pour la partie centrale des visages féminins.....	58
Tableau 2-8. Matrice de confusion (%) de l'approche SVR+SVM+CART, pour la partie centrale des visages masculins.....	61
Tableau 2-9. Matrice de confusion (%) de l'approche SVR+SVM+CART, pour la partie centrale des visages féminins.....	61
Tableau 2-10. Matrice de confusion (%) du meilleur évaluateur sur les visages masculins.....	62
Tableau 2-11. Matrice de confusion (%) du meilleur évaluateur sur les visages féminins.....	62
Tableau 2-12. Performances du modèle SVR+SVM+CART sur les images mal identifiées (erreurs adjacentes) par les évaluateurs.....	63
Tableau 3-1. Descripteurs oculométriques.....	75
Tableau 3-2. Stimulus à l'écran pour la Tâche 1.....	80
Tableau 3-3. Stimulus à l'écran pour la Tâche 2.....	80
Tableau 3-4. P-value de chaque descripteur, pour la première moitié de la tâche (P), la seconde moitié de la tâche (S) et la totalité de la tâche (T).....	83
Tableau 3-5. Sélection des descripteurs après l'ACP pour les modèles de régression.....	88
Tableau 3-6. MSE pour les modèles de régression, pour chaque tâche et pour chaque portion de tâche.....	89

Tableau 3-7. Meilleur modèle de régression.....	90
Tableau 3-8. Variables d'observation.....	94
Tableau 3-9. Performances des HMMs. Les valeurs sur les lignes correspondent à la vérité terrain. Les valeurs sur les colonnes correspondent aux classes prédites.....	105
Tableau 4-1. Composition des séquences.....	114
Tableau 4-2. Descripteurs oculométriques basés sur les données de fixation. En gras : les descripteurs relatifs (sans unité). En trait fin : les descripteurs absolus (avec unité de mesure).....	117
Tableau 4-3. Descripteurs oculométriques basés sur les saccades. En gras : descripteurs relatifs (sans unité de mesure). En trait fin : descripteurs absolus (avec unité de mesure).....	118
Tableau 4-4. P-values des descripteurs retenus après la première étape de sélection d'attributs.....	120
Tableau 4-5. Matrice de confusion (en %) du classifieur, construit sur les descripteurs de Zone1. Noyau gaussien.....	127
Tableau 4-6. Matrice de confusion (en %) du classifieur, construit sur les descripteurs de {Zone1 U Zone2 U Zone4}. Noyau gaussien.....	127
Tableau A-1. Effectifs des images au sein de la base masculine.....	142
Tableau A-2. Effectifs des images au sein de la base féminine.....	142
Tableau A-3. Items permettant de mesurer le degré d'indécision sur l'échelle de Frost et Shows (Frost & Shows 1993).....	145