



**HAL**  
open science

# Reconsidérer la discrétisation des variables quantitatives : vers une nouvelle analyse de modération dans la recherche expérimentale

Romain Cadario, Béatrice Parguel

## ► To cite this version:

Romain Cadario, Béatrice Parguel. Reconsidérer la discrétisation des variables quantitatives : vers une nouvelle analyse de modération dans la recherche expérimentale. Séminaire méthodologique de l'EDOGEST, Dec 2012, France. halshs-00820942v2

**HAL Id: halshs-00820942**

**<https://shs.hal.science/halshs-00820942v2>**

Submitted on 26 Jun 2013 (v2), last revised 20 Jan 2014 (v4)

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Reconsidérer la discrétisation des variables quantitatives : vers une nouvelle analyse de modération dans la recherche expérimentale\*

Romain Cadario\*\* & Béatrice Parguel\*\*\*

Working Paper - Version 1.2 (Mai 2013)

## Résumé

Dans l'analyse de données expérimentales, les chercheurs en marketing discrétisent souvent les variables indépendantes de nature quantitative pour tester leur potentiel effet modérateur. A partir d'illustrations concrètes, cet article pédagogique vise à convaincre des limites d'une telle pratique et à présenter les étapes d'une méthode de test plus appropriée. **Mots-clés** : Effet modérateur, discrétisation, *median-split*, analyse de projecteur, recherche expérimentale.

## 1 Introduction

Adieu « Baron et Kenny », bonjour « Preacher et Hayes » ! A la manière des théories scientifiques, dont Popper (1973) a le premier avancé le caractère fragile et provisoire, les méthodes qu'une communauté académique considère comme légitimes évoluent dans le temps. Ainsi, Baron et Kenny (1986) ont régné pendant près d'un quart de siècle sur l'analyse des variables médiatrices, mais l'heure est désormais à la méthode du bootstrap formulée en 2008 par Preacher et Hayes et explicitée en 2010 par Zhao, Lynch et Chen. Aucun manuscrit en soumission ne peut désormais faire l'économie de cette nouvelle méthode d'analyse, dont l'adoption a été particulièrement rapide. Dans un autre registre, la remise en cause de la discrétisation des variables quantitatives pratiquée dans le cadre du test de leur effet modérateur a rencontré moins de succès auprès de la communauté académique en marketing.

Critiquée en 2001 par Irwin et McClelland (avec un relai hexagonal dès 2002 dans le cadre de la rubrique « Sélection internationale » de *Recherche et Applications en Marketing*), la discrétisation des variables quantitatives reste une pratique prégnante lorsqu'il s'agit de tester leur effet modérateur. Ce problème est particulièrement récurrent dans l'analyse de données expérimentales. Pour expliquer cette résistance, il est possible d'avancer que les chercheurs sont en priorité formés à la description et à la présentation de designs expérimentaux dans lesquels les variables indépendantes sont manipulées (Irwin, 2001 ; Fitzsimons, 2008) et qu'il est plus difficile d'expliquer et de représenter un effet d'interaction avec des variables indépendantes quantitatives qu'avec des variables indépendantes qualitatives (Irwin et McClelland, 2001). Dès lors, face à de très nombreuses variables psychologiques (e.g., besoin de cognition, locus de contrôle), cognitives (e.g., familiarité, implication), comportementales (e.g., niveau de consommation) ou démographiques (e.g., âge, revenu) qu'il convient d'appréhender au moyen de mesures quantitatives, ils préfèrent recourir à la discrétisation pour ne pas s'écarter du design de recherche le plus courant et qu'ils maîtrisent le mieux. Le déplorant au quotidien dans les manuscrits soumis à *Journal of Consumer Research*, Fitzsimons appelle en 2008 les chercheurs en comportement du consommateur à en finir avec cette pratique dans un éditorial intitulé « *Death to dichotomizing* ». A la place, il recommande d'utiliser une méthodologie fondée sur des régressions multiples et conclue par une « analyse de projecteur » (*spotlight analysis*), qui consiste à « placer le projecteur sur le modèle depuis

---

\* Les auteurs tiennent à remercier Pierre Valette-Florence pour sa relecture et la qualité de ses commentaires. Ils adressent également leurs remerciements à Aradhna Krishna et Priya Raghurir pour avoir attiré leur attention sur le problème de la discrétisation des variables quantitatives dans l'analyse de données expérimentales et les avoir encouragés à rédiger cet article.

\*\* Doctorant, Université Paris Dauphine, DRM (UMR CNRS 7088). Contact : romain.cadario@dauphine.fr

\*\*\* Chargée de recherche CNRS, Université Paris Dauphine, DRM (UMR CNRS 7088). Contact : beatrice.parguel@dauphine.fr

différents angles » (Irwin et McClelland, 2001, p.106). En France, de Pechpeyrou et Odou (2012) sont à notre connaissance les premiers chercheurs en marketing à avoir mobilisé ce type d'analyse, mais n'en ont pas détaillé les étapes sur le plan statistique.

La littérature offre des pistes pour comprendre cette méthodologie. Très technique, l'article séminal d'Irwin et McClelland (2001) pénalise toutefois sa bonne compréhension. Plus accessible à un public non spécialiste, l'article de Chumpitaz-Caceres et Vanhamme (2003) ne présente pas l'analyse de projecteur, bien qu'elle apparaisse comme l'étape fondamentale de cette analyse de modération. Plus récemment, l'éditorial de Fitzsimons (2008) apporte des précisions additionnelles sur les normes qui semblent régir l'utilisation de l'analyse de projecteur au sein de la communauté anglo-saxonne, mais il ne l'aborde que de manière littéraire, sans expliciter clairement les différentes équations à estimer ni recourir à un quelconque exemple numérique. Le codage des données qu'il préconise contient par ailleurs une erreur<sup>1</sup> au regard de celui présenté dans l'article de référence d'Irwin et McClelland (2001). Finalement, l'absence de synthèse didactique et exhaustive pour accompagner l'étude des effets modérateurs par des variables quantitatives pourrait expliquer son manque de diffusion.

Cette absence est dommageable, car la mise en évidence d'une variable modératrice constitue l'objet de très nombreux travaux en marketing (Chumpitaz-Caceres et Vanhamme, 2003), notamment dans la recherche expérimentale. Elle l'est d'autant plus au sein de la communauté académique française où la recherche expérimentale semble régulièrement prendre de l'ampleur. Ainsi, le nombre d'articles présentant, dans *Recherche et Applications en Marketing*, une méthodologie expérimentale évolue régulièrement à la hausse depuis la création de la revue en 1986 : 2 articles entre 1987 et 1991, 3 articles entre 1992 et 1996, 5 articles entre 1997 et 2001, 14 articles entre 2002 et 2006 et 20 articles entre 2007 et 2011 (pour un nombre d'articles quasiment identique d'une année sur l'autre). La diffusion progressive de la méthodologie expérimentale dans les travaux de recherche francophones trouve une explication dans l'influence que les Etats-Unis – où elle est devenue la norme dans la recherche en comportement du consommateur – exercent au niveau hexagonal. Elle reflète ainsi nota-

---

<sup>1</sup> Fitzsimons (2008, p.6) indique que la pente de la variable modératrice au niveau "présent" de la variable manipulée peut être examinée lorsque la variable manipulée est codée 0=présence / 1=absence. Or, Irwin et McClelland (2001, p.107) montrent, exemple numérique à l'appui, que dans cette situation la variable manipulée doit être codée de façon inverse, soit 0=absence / 1=présence.

ment l'aspiration plus ou moins contrainte (cf. la pression du « *publish or perish* ») de nombreux chercheurs français à s'inscrire pleinement dans la recherche internationale en marketing et à publier dans les meilleures revues de ce champ. Toutefois, comme le rappelle Fitzsimons dans son éditorial de *Journal of Consumer Research* paru en 2008, cela suppose encore de conduire des analyses statistiques appropriées, notamment dans les cas de modération par des variables quantitatives.

Finalement, pour pallier l'absence de synthèse didactique et exhaustive pour accompagner l'analyse de modération par des variables quantitatives et aider les chercheurs francophones à satisfaire aux exigences des plus grandes revues de marketing, cet article vise un double objectif pédagogique : 1) rappeler les différents types d'analyses de modération dans la recherche expérimentale et démontrer concrètement les limites de la discrétisation des variables mesurées ; 2) présenter simplement et de manière illustrée les étapes de l'analyse de modération à privilégier en explicitant chaque équation à estimer ainsi que la manière d'interpréter et de rédiger les résultats obtenus au terme de l'estimation. Le plan de l'article répond à ce double objectif.

## 2 Analyses de modération dans la recherche expérimentale

De manière générique, une variable modératrice affecte la direction et/ou l'intensité de la relation entre une variable indépendante et une variable dépendante (Baron et Kenny, 1986). Dans le cas de la recherche expérimentale, trois configurations de modération peuvent se présenter. Cette partie les décrit, les illustre et rappelle les analyses statistiques conduites pour tester l'existence de la modération dans chacune de ces configurations. Elle souligne ensuite les limites de la discrétisation des variables quantitatives et la nécessité du recours à une méthodologie alternative pour tester l'existence d'une modération dans le cas particulier des variables quantitatives.

### Trois configurations de modération dans la recherche expérimentale

Dans la recherche expérimentale, qui vise à contrôler l'influence de chacun des paramètres en n'en faisant varier qu'un seul à la fois, la variable indépendante est par définition manipulée et généralement qualitative. La manipulation d'une variable indépendante de nature quantitative ne saurait en effet se justifier sur le plan conceptuel. Elle impliquerait par ailleurs un protocole de collecte peu efficient en inter-sujets ou trop biaisé en intra-sujets.

Si le chercheur en comportement du consommateur choisit de mesurer, plutôt que de manipuler, une variable modératrice au cours d'une expérimentation, c'est principalement parce que la plupart des variables étudiées en comportement du consommateur ne s'observent pas naturellement chez un individu. Dès lors, l'affectation d'un répondant à un groupe expérimental n'est pas toujours aisée *ex ante*. Comment par exemple manipuler la variable d'humeur du consommateur ?

La sélection et l'affectation des répondants potentiels après avoir mesuré leur humeur est une première possibilité, mais elle est susceptible d'attirer leur attention sur l'importance de cette variable pour le chercheur et de générer dès lors un certain nombre de biais de demande dans la collecte de données.

L'amorçage est une deuxième possibilité. Ainsi, pour tester le rôle modérateur du type d'humeur dans l'in-

fluence de la publicité sur l'attitude envers une nouvelle marque chez les enfants, Pêcheux et Derbaix (2002) induisent deux humeurs différentes chez les sujets de leurs groupes expérimentaux. L'humeur positive est induite en insérant l'écran publicitaire au sein du dessin animé Les Pierrafeu ; l'humeur neutre est induite en insérant un programme expliquant le recyclage du plastique. L'amorçage, très efficace sur le plan méthodologique puisqu'il n'induit pas de biais de demande chez les répondants, implique cependant un protocole lourd sur le plan pratique.

Finalement, la mesure de l'humeur en cours d'expérimentation avec affectation *ex post* des répondants aux groupes expérimentaux apparaît bien comme une alternative intéressante pour le chercheur, car elle permet d'éviter les biais sans alourdir le protocole de collecte.

La variable dépendante, mesurée, peut être de nature qualitative (e.g., décision d'acheter ou pas, choix entre différentes alternatives) ou quantitative (e.g., perceptions diverses mesurées sur des échelles, montant du panier). Cet article ne traite toutefois que de l'analyse impliquant une variable dépendante quantitative. D'une part, parce qu'elle est le cas le plus répandu dans l'analyse de données expérimentales en marketing. D'autre part, parce que l'analyse impliquant une variable dépendante qualitative fait appel à des techniques d'analyses spécialisées, relevant par exemple de modèles de choix discret (Louvière, Hensher et Swait, 2000). La variable modératrice peut, pour sa part, être manipulée – elle est dans ce cas également qualitative – ou mesurée au cours de l'expérimentation, de manière qualitative ou quantitative, pour des raisons de commodité (voir l'Encadré 1).

Trois configurations d'effet d'interaction peuvent finalement être distinguées suivant la nature de la variable modératrice (manipulée qualitative, mesurée qualitative ou mesurée quantitative). Le choix du type d'analyse statistique à mettre en œuvre pour tester l'effet d'interaction en dépend, comme l'indique la Figure 1.

### **Illustration des trois configurations de modulation de la recherche expérimentale**

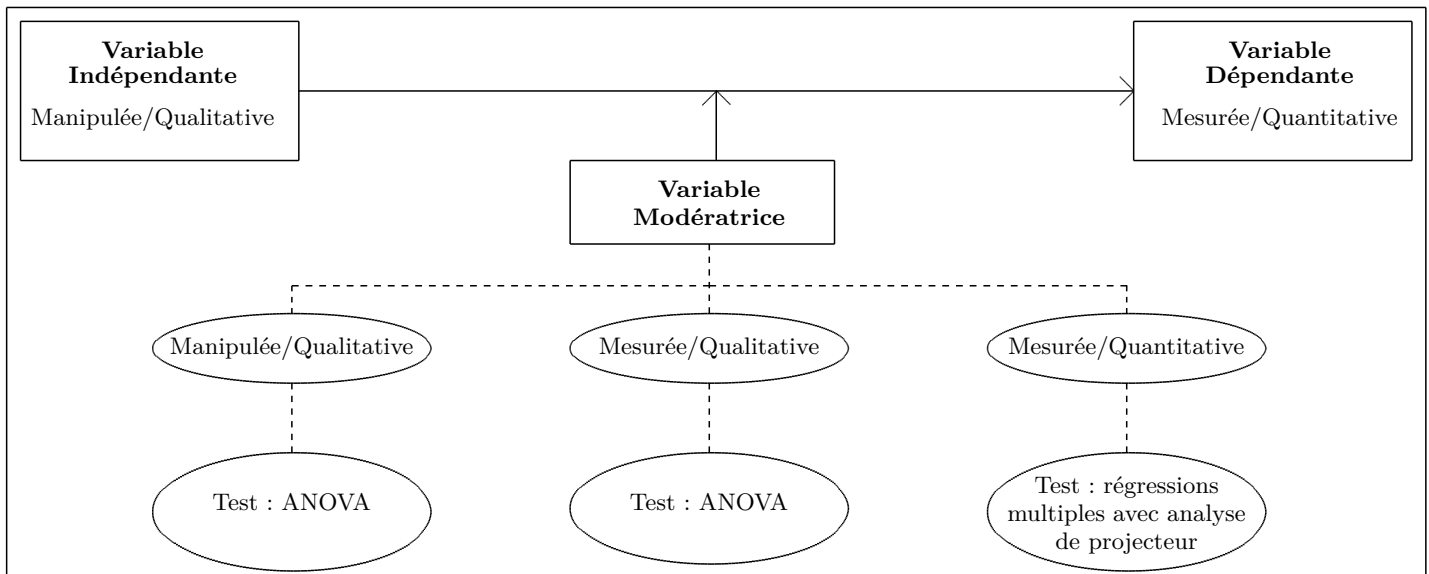
Afin d'illustrer les trois configurations de modulation, ainsi que les tests statistiques adaptés pour les traiter, nous nous appuyons sur un article de Yang et Raghurir paru dans *Journal of Retailing* en 2005. Cet article présente pour le lecteur le double avantage d'illustrer les trois configurations de modulation

possibles et d'avoir été publié en français en 2006 dans le cadre de la rubrique « Sélection internationale » de *Recherche et Applications en Marketing*. Dans cet article, Yang et Raghurir mettent en évidence l'influence de l'allongement de l'emballage d'un produit (en l'occurrence, la bière) sur le volume perçu et la quantité achetée et montrent notamment que cette influence dépend de la motivation contextuelle à consommer le produit et du niveau d'expérience du produit propre au consommateur.

#### ***Effet d'interaction impliquant deux variables manipulées de nature qualitative***

Yang et Raghurir (2005) étudient l'effet modérateur de la motivation contextuelle à consommer le produit sur la relation entre l'allongement de l'emballage (variable indépendante) et la quantité achetée (variable dépendante). Dans ce design de recherche, la variable indépendante d'allongement de l'emballage, qualitative, est manipulée en inter-sujets selon deux emballages de même volume réel mais de hauteurs différentes (faible allongement : canette de bière vs. fort allongement : bouteille de bière). La variable indépendante de motivation contextuelle à consommer le produit, également qualitative, est manipulée selon deux scénarios (faible motivation : soirée normale la veille des derniers partiels et qui doit finir à 23h vs. forte motivation : soirée extravagante le lendemain des derniers partiels et qui doit finir à 2h du matin). La variable de quantité achetée, quantitative, est mesurée en nombre d'unités achetées. Dans ce cas, pour tester l'effet modérateur, il faut conduire une ANOVA factorielle, avec la quantité achetée comme variable dépendante quantitative et les deux variables qualita-

Figure 1 – Différentes configurations de modulation en recherche expérimentale



tives (i.e., motivation contextuelle à consommer le produit et allongement de l’emballage) ainsi que leur terme d’interaction comme variables indépendantes.

***Effet d’interaction impliquant une variable manipulée de nature qualitative et une variable mesurée de nature qualitative***

Yang et Raghurir (2005) étudient l’effet modérateur du genre sur la relation entre l’allongement de l’emballage (variable indépendante) et le volume perçu (variable dépendante). Dans ce design de recherche, la variable indépendante de genre, qualitative, est mesurée au cours de la collecte de données associée à l’expérimentation (i.e., renseignement explicite par le répondant ou implicite par le chercheur à l’insu du répondant). La variable de volume perçu, quantitative, est mesurée en onces. Comme dans l’exemple précédent, pour tester l’effet modérateur, il faut conduire une ANOVA factorielle, avec le volume perçu comme variable dépendante quantitative et les deux variables qualitatives (i.e., genre et allongement de l’emballage) ainsi que leur terme d’interaction comme variables indépendantes.

***Effet d’interaction impliquant une variable manipulée de nature qualitative et une variable mesurée de nature quantitative***

Yang et Raghurir (2005) étudient l’effet modérateur du niveau d’expérience du produit sur la relation entre l’allongement de l’emballage (variable indépendante) et le volume perçu (variable dépendante). Dans

ce design de recherche, la variable indépendante de niveau d’expérience du produit, quantitative, est mesurée dans le cadre du questionnaire par une invitation des répondants à préciser le nombre de bières qu’ils consomment habituellement en une semaine. Cette variable mesurée est ensuite discrétisée, c’est-à-dire transformée en une variable catégorielle, et recodée en deux modalités « petit consommateur » vs. « gros consommateur » suivant que l’individu présente un niveau d’expérience du produit inférieur ou supérieur à la médiane. L’analyse de son effet modérateur procède en deux étapes, que nous allons développer plus avant dans la mesure où elles illustrent précisément ce qu’il est souhaitable de corriger.

Dans un premier temps, pour explorer l’existence d’un effet d’interaction, les auteurs réalisent une ANOVA factorielle avec pour variable dépendante le volume perçu et pour variables indépendantes l’allongement de l’emballage, le niveau d’expérience du produit préalablement discrétisée et le terme d’interaction entre ces deux variables. La significativité du terme d’interaction dans le test ANOVA omnibus permet d’établir l’existence de l’effet d’interaction. Ce test vise à étudier l’existence d’une différence de moyennes entre au moins deux des quatre conditions expérimentales (fort allongement / forte expérience ; fort allongement / faible expérience ; faible allongement / forte expérience ; faible allongement / faible expérience). Si le test omnibus permet d’établir l’existence de l’effet modérateur, il ne permet pas toutefois de préciser le sens de cette interaction.

Ainsi, dans un second temps, pour explorer la nature de l’effet d’interaction mis en évidence, les au-

teurs réalisent deux tests de contraste. Le premier test de contraste interroge l'existence d'une différence de moyennes de volume perçu entre un fort et un faible allongement de l'emballage, pour les individus présentant une expérience élevée du produit. Le second test de contraste interroge l'existence d'une différence de moyennes de volume perçu entre un fort et un faible allongement de l'emballage, mais cette fois-ci pour les individus présentant une expérience réduite du produit.

### **Limites de la discrétisation des variables quantitatives modératrices**

Si la pratique de la discrétisation des variables quantitatives dont on souhaite tester le caractère modérateur séduit par sa simplicité, elle pose une première question. Si le chercheur choisit de retenir un outil quantitatif pour mesurer une variable, c'est notamment parce qu'au terme de nombreux débats, la littérature s'est accordée à le reconnaître comme l'une des manières les plus fidèles de mesurer cette variable au regard de sa conceptualisation. Quel sens y-a-t-il alors à discrétiser cette variable et à mépriser ainsi les discussions théoriques et travaux méthodologiques qui ont contribué à établir sa légitimité au sein de la communauté? Au-delà de cette question presque « philosophique » (Irwin, 2001), la pratique de la discrétisation des variables quantitatives rencontre également trois limites sur le plan statistique.

#### ***Apparition de résultats significatifs « fallacieux »***

Une première limite de la discrétisation des variables quantitatives est l'obtention de résultats significatifs « fallacieux » ou « spurieux » (Maxwell et Delaney, 1993 ; Irwin, 2001 ; Irwin et McClelland, 2003). De façon surprenante, la discrétisation peut générer à tort un coefficient d'interaction significatif (soit une erreur de Type 1). En effet, lorsque les variables indépendantes sont corrélées (Maxwell et Delaney, 1993), la discrétisation de la variable modératrice peut se traduire par une suppression artificielle de la colinéarité, et in fine, faire apparaître un effet d'interaction significatif « spurieux », alors même que l'effet d'interaction apparaît comme non significatif lorsque la variable modératrice n'est pas discrétisée (Irwin et McClelland, 2003).

#### ***Caractère arbitraire de la discrétisation et « manipulation »***

Une deuxième limite concerne le mode de discrétisation de la variable et le codage retenu. Comme Tybout (2001) le suggère, la discrétisation d'une variable quantitative est toujours arbitraire. Ce choix

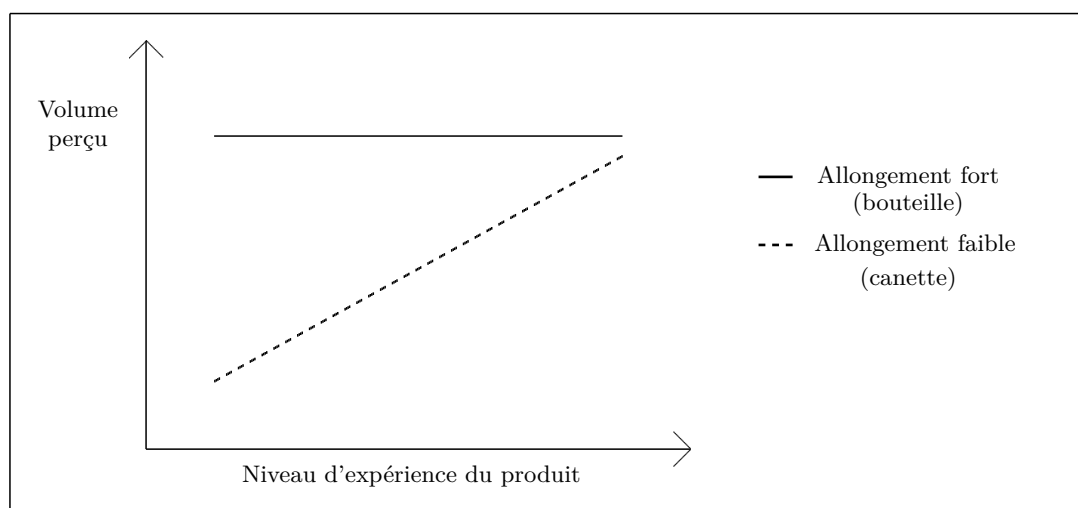
constitue une forme de « degré de liberté du chercheur » (Simmons, Neslon et Simonsohn, 2011). Ainsi, les chercheurs peuvent pratiquer une dichotomisation des observations suivant la médiane ou la moyenne, voire considérer des terciles ou quartiles, sans que cela ne repose sur la moindre justification théorique ou pratique. Or, ce choix n'est pas anodin car il peut influencer la significativité des tests de modération conduits. Pour illustration, Irwin et McClelland (2001, p. 106) ont mis en évidence que l'affectation des observations égales à la médiane au groupe supérieur ou, alternativement, au groupe inférieur pouvait influencer le résultat du test de modération (voir l'Annexe A1 pour une illustration numérique). Nul doute dans ce cas que la probabilité de mettre en évidence des résultats significatifs doit influencer la manière dont les chercheurs choisissent de discrétiser leurs variables quantitatives. Par ailleurs, le choix d'une dichotomie suivant les terciles ou quartiles extrêmes conduit à une perte regrettable de ressources en termes d'observations utiles (Irwin et McClelland, 2003).

#### ***Réduction du pouvoir statistique de l'analyse de modération***

La dernière limite tient au fait que la discrétisation d'une variable modératrice quantitative réduit fortement le pouvoir statistique associé au test (Irwin et McClelland, 2001, 2003). En effet, dichotomiser une variable quantitative conduit à une baisse du coefficient de détermination  $R^2$  ainsi qu'à une baisse des statistiques de test pour la variable discrétisée. Dans certains cas, la réduction du pouvoir statistique liée à la discrétisation peut être telle que l'effet d'interaction perd sa significativité au seuil de risque retenu (voir l'Annexe A2 pour une illustration numérique). Se traduisant par une perte d'informations approximativement équivalente à la moitié des observations (McClelland, 1997), la discrétisation suppose de collecter deux fois plus d'observations pour garder le même pouvoir statistique. Toutes choses égales par ailleurs, elle réduit donc la capacité des chercheurs à détecter de potentiels effets d'interaction. Dans la mesure où elle aboutit à des résultats conservateurs et que seul le chercheur en pâtit, cette limite de la discrétisation semble peut-être moins grave que les deux précédentes.

En synthèse, la dichotomisation des variables quantitatives affecte la capacité des chercheurs à analyser la véritable nature des relations qui existent entre leurs variables et devrait donc être une source de préoccupation majeure pour eux (Fitzsimons, 2008). Cette pratique étant fortement déconseillée, les chercheurs sont invités à utiliser l'analyse de modération, dont les fondements sont présentés ci-après.

Figure 2 – Effet modérateur de l'exemple



### 3 Mise en œuvre de la nouvelle analyse de modération

Cette partie vise à présenter les trois étapes de l'analyse par régressions multiples de l'effet modérateur d'une variable quantitative dans le cas d'une expérimentation. A l'instar de l'article de Zhao et ses collègues (2010), cet article repart d'un exemple concret pour illustrer pas à pas la procédure à suivre et détaille la bonne manière de présenter les résultats issus de l'analyse. A l'instar de Hayes (2008), il propose une macro très simple d'utilisation pour conduire cette analyse sous SPSS.

#### Présentation de l'exemple adapté de Yang et Raghubir (2005)

Soit l'étude de l'influence du niveau d'expérience du produit (noté  $M$ ) sur la relation entre l'allongement de l'emballage (noté  $X$ ) et le volume perçu (noté  $Y$ ). La variable d'allongement de l'emballage, manipulée sur un mode inter-sujet, distingue deux formes d'emballages de même volume : une canette présentant un faible allongement (codée  $X = 0$ ) et une bouteille présentant un fort allongement (codée  $X = 1$ ). Le niveau d'expérience du produit est mesuré en nombre de bières consommées par semaine ; la variable de volume perçu est mesurée en *ounces*.

L'hypothèse d'un effet modérateur repose sur l'idée que les biais de jugement - et notamment le fait d'utiliser l'heuristique de l'allongement de l'emballage pour évaluer le volume du produit - ne sont influents que chez les individus présentant un faible niveau d'expérience du produit. Cet effet de modération supposé est représenté en Figure 2.

Les trois étapes de l'analyse de l'effet modérateur du niveau d'expérience du produit par régressions multiples sont présentées dans les trois prochaines sections. Pour faciliter la compréhension des tests statistiques à effectuer, une base de données fictive est proposée en Tableau 1 et permet l'application pas à pas de ces tests. Le lecteur est invité à s'en emparer pour suivre la mise en œuvre des différentes étapes de l'analyse et à vérifier si les résultats qu'il obtient sont conformes à ceux présentés dans cet article.

Tableau 1 – Base de données fictive

Y	X	M
11	0	2
11	0	3
15	0	4
16	0	5
19	0	6
15	1	2
14	1	3
14	1	4
15	1	5
17	1	6

#### Etape 1 : Etablir l'existence de l'effet d'interaction

Etablir l'existence de l'effet d'interaction passe par la validation de l'hypothèse théorique  $HA^2$  :

**HA** : Le niveau d'expérience du produit modère la relation entre l'allongement de l'emballage et le volume perçu.

Tableau 2 – Résultats des régressions

Variables (paramètre)	Equation 1 $M' = M$ $X' = X$	Equation 2 $M' = M$ $X' = 1 - X$	Equation 3 $M' = M - (m_M - \sigma_M)$ $X' = X$	Equation 4 $M' = M - (m_M + \sigma_M)$ $X' = X$
Constante (a)	6.00* (4.26)	13.00* (9.24)	11.27* (16.54)	17.53* (25.73)
$M'$ (b)	<b>2.10*</b> <b>(6.33)</b>	<b>.50</b> <b>(1.51)</b>	2.10* (6.33)	2.10* (6.33)
$X'$ (c)	7.00* (3.52)	-7.00* (-3.52)	<b>2.98*</b> <b>(3.09)</b>	<b>-1.78</b> <b>(-1.85)</b>
$M'X'$ (d)	<b>-1.60*</b> <b>(-3.41)</b>	1.60* (3.41)	-1.60* (-3.41)	-1.60* (-3.41)
$R^2$ ajusté	.82	.82	.82	.82

\*  $p < .05$ ; t-value entre parenthèses.

### Equation à estimer

Le test de l'hypothèse  $H_A$  passe par la régression linéaire de la variable dépendante de volume perçu ( $Y$ ) sur les variables indépendantes de niveau d'expérience du produit ( $M$ ), d'allongement de l'emballage ( $X$ ), ainsi que sur le terme d'interaction entre ces deux variables indépendantes, soit l'estimation de l'équation 1 :

$$Y = a_1 + b_1M + c_1X + d_1MX + \epsilon \quad (1)$$

Le terme d'interaction s'obtient simplement en multipliant les deux variables indépendantes  $M$  et  $X$ .

### Résultats

L'existence d'un effet d'interaction est établie si le paramètre estimé  $d_1$  est significatif au seuil de risque de 5%, i.e. si la  $p$ -value associée au test de Student de nullité du coefficient est inférieure au seuil de risque de 5%. Les résultats de la régression linéaire appliquée à la base de données fictive sont présentés dans le Tableau 2.

Ces résultats montrent l'existence d'un effet d'interaction significatif ( $d_1 = -1.60$ ;  $t = -3.41$ ;  $p < .05$ ) et invitent à une exploration plus poussée de la nature de cet effet d'interaction.

### Étape 2 : Explorer la nature de l'effet d'interaction à partir de l'analyse des pentes

Explorer le sens de la modération suivant l'allongement de l'emballage passe par le test des hypothèses théoriques  $HB1$  et  $HB2$  :

**HB1** : Dans le cas d'un faible allongement de l'emballage (canette), le volume perçu

est plus important chez les individus présentant un fort vs. un faible niveau d'expérience du produit.

**HB2** : Dans le cas d'un fort allongement de l'emballage (bouteille), le volume perçu n'est pas différent chez les individus présentant un fort vs. un faible niveau d'expérience du produit.

### Equation à estimer

Le test statistique de  $HB1$  passe par l'étude de la pente de la courbe de volume perçu ( $Y$ ) en fonction du niveau d'expérience du produit ( $M$ ) lorsque l'allongement de l'emballage ( $X$ ) est faible (canette). Cette pente correspond au paramètre estimé à l'issue de la régression linéaire dans laquelle la variable d'allongement de l'emballage est codée  $X = 0$  pour un allongement faible, i.e. le codage utilisé dans l'équation 1. Précisément, l'analyse de la significativité et du signe du paramètre estimé  $b_1$  permet de valider, ou non, l'hypothèse  $HB1$ . Par exemple, un paramètre significatif et positif signifierait que, lorsque l'allongement est faible (canette), le volume perçu augmente lorsque le niveau d'expérience du produit augmente.

De même, le test statistique de  $HB2$  passe par l'étude de la pente de la courbe de volume perçu ( $Y$ ) en fonction du niveau d'expérience du produit ( $M$ ) lorsque l'allongement de l'emballage ( $X$ ) est fort (bouteille). Cette pente correspond au paramètre  $b_2$  estimé à l'issue de la régression linéaire dans laquelle la variable d'allongement de l'emballage est codée 0 pour un allongement fort. Pour ce faire, le codage de la variable binaire d'allongement de l'emballage  $X$  est inversé pour la transformer en une nouvelle variable  $X'$ , telle que  $X' = 1 - X$ , avant l'estimation de l'équa-



tion 2 :

$$\begin{cases} Y = a_2 + b_2M + c_2X' + d_2MX' + \epsilon \\ X' = 1 - X \end{cases} \quad (2)$$

L'analyse de la significativité et du signe du paramètre estimé  $b_2$  permet de valider, ou non, l'hypothèse HB2. Par exemple, une pente non significative indique que, lorsque l'allongement de l'emballage est fort (bouteille), le volume perçu ne dépend pas du niveau d'expérience du produit.

### Résultats

Comme les résultats de l'analyse appliquée à la base de données fictive le montrent dans le Tableau 2, la régression linéaire correspondant à l'équation 1 indique un paramètre  $b_1$  positif et significatif ( $b_1 = 2.10$ ;  $t = 6.33$ ;  $p < .05$ ). Elle met en évidence que, lorsque l'allongement de l'emballage est faible (canette), la pente de la courbe de volume perçu en fonction du niveau d'expérience est positive (i.e., le volume perçu augmente lorsque le niveau d'expérience augmente). L'hypothèse HB1 est donc validée.

Par ailleurs, la régression linéaire correspondant à l'équation 2 indique un paramètre  $b_2$  non significatif ( $b_2 = .50$ ;  $t = 1.51$ ;  $p = .18$ ). Elle met en évidence que, lorsque l'allongement de l'emballage est fort (bouteille), la pente de la courbe de volume perçu ne dépend pas du niveau d'expérience. L'hypothèse HB2 est donc validée.

### Etape 3 : Explorer l'effet d'interaction avec l'analyse de projecteur

Explorer le sens de la modération suivant le niveau d'expérience du produit passe par le test des hypothèses théoriques HC1 et HC2 :

**HC1** : Chez les individus présentant un faible niveau d'expérience du produit, le volume perçu est relativement plus important dans le cas d'un fort allongement de l'emballage (bouteille) vs. faible (canette).

**HC2** : Chez les individus présentant un fort niveau d'expérience du produit, le volume perçu n'est pas différent dans le cas d'un fort allongement de l'emballage (bouteille) vs. faible (canette).

### Equation à estimer

L'hypothèse HC1 (respectivement HC2) est testée statistiquement avec une analyse de projecteur sur la zone de faible (respectivement élevé) niveau d'expérience du produit. L'analyse de projecteur consiste à

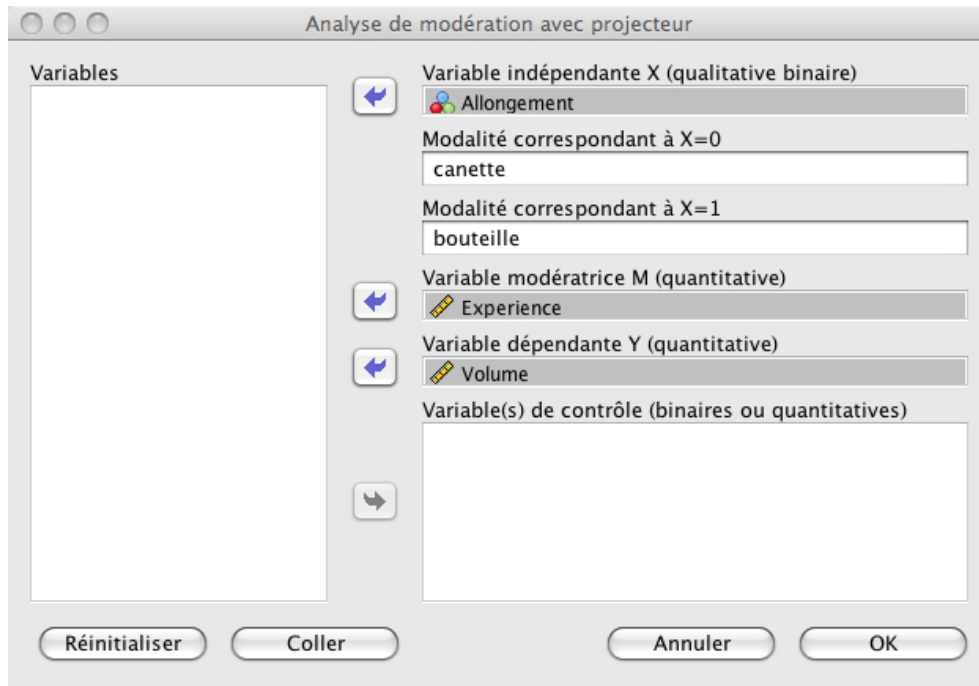
sélectionner une valeur particulière de la variable d'expérience  $M$  pour « braquer le projecteur » sur la zone d'expérience sur laquelle le chercheur souhaite tester les différences entre les conditions « allongement faible » vs. « allongement fort ». Par exemple, pour étudier la zone d'expérience moyenne, le chercheur sélectionne la valeur moyenne de niveau d'expérience du produit ( $M = m_M$ ). Pour étudier la zone d'expérience faible, Fitzsimons (2008) recommande de sélectionner la valeur d'expérience à un écart type en dessous de la moyenne ( $M = m_M - \sigma_M$ ); pour étudier la zone de forte expérience, il recommande de sélectionner la valeur d'expérience à un écart type au-dessus de la moyenne ( $M = m_M + \sigma_M$ ). Ce critère d'un écart type est purement arbitraire. Il est tout à fait possible d'un point de vue statistique d'en utiliser un autre (e.g., deux écarts types). Toutefois, Fitzsimons (2008) semble considérer le critère d'un écart type au-dessus ou en-dessous de la moyenne comme la norme légitime au sein de la communauté académique.

Pour tester l'hypothèse HC1, une analyse de projecteur sur la zone de faible niveau d'expérience du produit est réalisée. Le test statistique de l'hypothèse HC1 passe par l'étude de la pente de la courbe de volume perçu en fonction de l'allongement de l'emballage lorsque le niveau d'expérience du produit s'établit à un écart type en dessous de la moyenne. Cette pente correspond au paramètre  $c_3$  estimé à l'issue de la régression linéaire dans laquelle la variable de niveau d'expérience du produit s'établit à un écart type en dessous de la moyenne. Pour ce faire, la variable  $M$  est transformée en une variable  $M'$  à un écart type en dessous de la moyenne, telle que  $M' = M - (m_M - \sigma_M)$ , avant l'estimation de l'équation 3 :

$$\begin{cases} Y = a_3 + b_3M' + c_3X + d_3M'X + \epsilon \\ M' = M - (m_M - \sigma_M) \end{cases} \quad (3)$$

Dans l'estimation de cette équation, une valeur significative et positive du coefficient estimé  $c_3$  signifie que, chez les individus présentant un faible niveau d'expérience du produit, le volume perçu est plus important dans le cas d'un allongement fort de l'emballage (bouteille) vs. un allongement faible (canette). Pour tester l'hypothèse HC2, une analyse de projecteur sur la zone de fort niveau d'expérience du produit est réalisée. Le test statistique de l'hypothèse HC2 passe par l'étude de la pente de la courbe de volume perçu en fonction de l'allongement de l'emballage lorsque le niveau d'expérience du produit s'établit à un écart type au-dessus de la moyenne. Cette pente correspond au paramètre  $c_4$  estimé à l'issue de la régression linéaire dans laquelle la variable de niveau d'expérience du produit s'établit à un écart type au-dessus de la moyenne. Pour ce faire, la variable  $M$

Figure 3 – Macro SPSS « Analyse de modération avec projecteur »



est transformée en une variable  $M'$  à un écart type en dessous de la moyenne, telle que  $M' = M - (m_M + \sigma_M)$ , avant l'estimation de l'équation 4 :

$$\begin{cases} Y = a_4 + b_4 M' + c_4 X + d_4 M' X + \epsilon \\ M' = M - (m_M + \sigma_M) \end{cases} \quad (4)$$

Dans l'estimation de cette équation, une valeur non significative du coefficient estimé  $c_4$  signifie que, chez les individus présentant un niveau d'expérience élevé du produit, il n'y a pas de différence de volume perçu entre un allongement faible (canette) et un allongement fort (bouteille) de l'emballage.

### Résultats

Comme le montre le Tableau 2, la régression linéaire correspondant à l'équation 3 indique un paramètre  $c_3$  significatif et positif ( $c_3 = 2.98$ ;  $t = 3.09$ ;  $p < .05$ ). Elle met en évidence que chez les individus présentant un faible niveau d'expérience du produit, le volume perçu est relativement plus élevé dans le cas d'un allongement fort (bouteille) que dans le cas d'un allongement faible (canette) de l'emballage. L'hypothèse HC1 est donc validée.

De plus, la régression linéaire correspondant à l'équation 4 indique un paramètre  $c_4$  non significatif ( $c_4 = -1.78$ ;  $t = -1.85$ ;  $p = .11$ ). Elle met en évidence que chez les individus présentant un niveau d'expérience élevé du produit, il n'y a pas de différence de volume perçu entre un allongement faible

(canette) et un allongement fort (bouteille) de l'emballage. L'hypothèse HC2 est donc validée.

### Utilisation de la macro SPSS « Analyse de modération avec projecteur »

Les lecteurs intéressés peuvent télécharger librement la macro « Analyse de modération avec projecteur » développée pour SPSS sur le site Internet du premier auteur : <https://sites.google.com/site/romaincadario/>. Cette macro permet de conduire facilement les analyses présentées dans le cadre de cet article, sans avoir à effectuer les 12 opérations requises sous SPSS (i.e., une « statistique descriptive », sept « transformations de variable » et quatre « régressions »). Pour installer cette macro dans SPSS, il suffit d'aller dans « Utilitaires » > « Boîte de dialogue personnalisée » > « Installer une boîte de dialogue personnalisée », avant de sélectionner le fichier « Projecteur.spd » et de cliquer sur « OK ». La boîte de dialogue « Analyse de modération avec projecteur » (voir Figure 3) sera alors accessible dans « Analyse » > « Régression » > « Analyse de modération avec projecteur ».

Une fois que la macro est installée, il ne reste plus qu'à faire glisser les variables dans la boîte de dialogue, comme indiqué en Figure 3. Dans le cas de notre exemple, il faut donc faire glisser la variable « Allongement » dans la case « Variable indépendante X » puis préciser le codage initial des données, c'est-

à-dire qu'un faible allongement de l'emballage (i.e., la canette) est codé  $X=0$  et qu'un fort allongement de l'emballage (i.e., la bouteille) est codé  $X=1$ . Il ne reste ensuite qu'à faire glisser la variable « Expérience » dans la case « Variable modératrice M » et la variable « Volume » dans la case « Variable dépendante Y » avant de cliquer sur « OK ». Il est à noter que pour un meilleur ajustement du modèle, la macro permet d'inclure une ou plusieurs variable(s) de contrôle.

L'Annexe A3 présente les résultats de l'analyse de modération tels que renvoyés par la macro SPSS à partir des données fictives proposées dans le Tableau 1. Ces résultats s'articulent autour de l'estimation successive des quatre équations présentées plus haut. Un texte d'accompagnement est placé sous chaque tableau de résultats afin d'accompagner l'utilisateur dans leur interprétation.

## Présentation des résultats : rédaction et transparence

Si l'analyse de modération par régressions multiples est à la portée de tout chercheur sur le plan des tests à effectuer, le défi réside véritablement dans la capacité à décrire les résultats obtenus de manière claire (Fitzsimons, 2008). En l'occurrence, il n'est pas nécessaire de faire apparaître les équations et le tableau de résultats des régressions qui ne sont inclus dans cet article que pour des raisons pédagogiques. D'après les conseils de Fitzsimons (2008), il suffit de mettre en avant le paragraphe suivant dans la section des résultats de la recherche :

*« Nous avons effectué une régression du volume perçu sur trois variables indépendantes : (i) le niveau d'expérience du produit (ii) l'allongement de l'emballage (allongement fort : bouteille vs. allongement faible : canette), et (iii) le terme d'interaction. Les résultats montrent un effet d'interaction significatif entre le niveau d'expérience du produit et l'allongement de l'emballage ( $\beta = -1.60$  ;  $t = -3.41$  ;  $p < .05$ ). Pour explorer cette interaction, nous avons dans un premier temps examiné la pente de niveau d'expérience du produit à chaque niveau d'allongement de l'emballage. La pente est significative et positive lorsque l'allongement de l'emballage est faible ( $\beta = 2.10$  ;  $t = 6.33$  ;  $p < .05$ ) ; elle est non significative lorsqu'il est fort ( $\beta = .50$  ;  $t = 1.51$  ;  $p = .18$ ). Une analyse de projecteur à un écart type en dessous de la moyenne de niveau d'expérience du produit montre une différence significative ( $\beta = 2.98$  ;  $t = 3.09$  ;  $p < .05$ ), de sorte*

*que les individus présentant un faible niveau d'expérience du produit perçoivent un volume plus important dans le cas d'un allongement fort vs. faible de l'emballage. De façon similaire, une analyse de projecteur à un écart type au-dessus de la moyenne de niveau d'expérience du produit montre une différence non significative ( $\beta = -1.78$  ;  $t = -1.85$  ;  $p = .11$ ), de sorte que les individus présentant un niveau d'expérience élevé du produit ne perçoivent pas de différence de volume perçu entre un allongement fort et un allongement faible de l'emballage ».*

Dans le paragraphe qui précède, nous avons exposé la manière appropriée de présenter les résultats issus des trois étapes de l'analyse de modération par régressions multiples. Ces trois étapes correspondent à une analyse complète de l'effet d'interaction. D'un point de vue pratique, si les hypothèses théoriques formulées par le chercheur correspondaient davantage aux hypothèses de contraste mises en avant à la troisième étape (i.e., hypothèses du type HC1 et HC2), la présentation des résultats pourrait se limiter aux étapes 1 (i.e., établir l'existence de l'effet d'interaction) et 3 (i.e., explorer cet effet d'interaction avec l'analyse du « projecteur »). Toutefois, à la suite de Simmons et de ses collègues (2011), nous recommandons aux chercheurs une entière transparence dans la présentation de leurs résultats. Pour eux, les chercheurs ne devraient pas avoir la liberté de « sélectionner les comparaisons entre conditions expérimentales qui donnent des résultats conformes à leurs hypothèses » (p. 1363). En conséquence, nous recommandons aux chercheurs d'effectuer et de présenter l'intégralité des résultats des tests associés à l'analyse de modération par régressions multiples.

## 4 Conclusion

L'analyse d'effets d'interactions est un passage quasi-obligé dans la conduite d'une expérimentation. Nous avons donc tenté dans cet article de présenter de façon pédagogique les différentes étapes à suivre pour effectuer, interpréter et rédiger l'analyse de modération par régressions multiples pour tester le caractère modérateur d'une variable quantitative. Par rapport à la méthode qui consiste à discrétiser la variable quantitative avant de la considérer comme facteur au sein d'une ANOVA, cette nouvelle analyse de modération présente différents inconvénients, puisqu'elle impose une transformation des variables indépendantes,

la conduite de plusieurs tests statistiques, voire un certain « coût d'entrée » en termes de compréhension. Par-dessus tout, elle s'éloigne du cadre classique d'analyse des données expérimentales, tel qu'il a été – et est peut-être encore – enseigné dans les formations doctorales, tel qu'il a été diffusé de nombreuses années durant dans les travaux de recherche et tel qu'il est probablement encore « attendu » par les relecteurs de nombreuses revues académiques.

Dès lors, et dans la mesure où la conduite d'un travail de recherche nécessite de comprendre le cadre d'analyse retenu et d'être en mesure d'en interpréter et d'en décrire les résultats de la manière la plus claire possible, pourquoi inciter les chercheurs en comportement du consommateur à abandonner un cadre d'analyse dont ils sont particulièrement familiers au profit d'un cadre d'analyse plus complexe et moins instinctif pour eux ? La réponse est claire : cette nouvelle méthode d'analyse de modération par régressions multiples est statistiquement « supérieure » (Iacobucci, 2001, p. 52). Non seulement, elle respecte la nature des variables quantitatives, mais en plus elle n'induit pas de résultats fallacieux, ni ne réduit le pouvoir statistique de l'analyse. De ce fait, elle devrait légitimement convaincre les chercheurs de l'adopter au plus vite, quitte à devoir convaincre d'éventuels relecteurs de son bien-fondé, et inciter les responsables de formation doctorales à l'inscrire au programme de leurs cours d'analyse de données expérimentales à la prochaine rentrée.

Toutefois, pour quelqu'un qui découvre cette nouvelle analyse de modération à travers les seuls articles

disponibles sur le sujet (i.e., Irwin et McClelland, 2001 ; Fitzsimons, 2008), cela ne va pas nécessairement de soi. Aussi nous a-t-il semblé utile, dans cet article, de tenter de réduire le « coût d'entrée » que cette nouvelle analyse de modération impose aux chercheurs en termes de compréhension, en illustrant sous une forme relativement simple et en mobilisant un exemple concret à l'appui, combien il était aisé de la mettre en œuvre, comme d'en interpréter et présenter les résultats qui en sont issus. Puisse cet article contribuer à populariser l'usage d'une analyse de modération plus appropriée sur le plan statistique et encore trop souvent ignorée par les chercheurs, notamment au niveau hexagonal, et permettre à ces derniers de mieux satisfaire aux exigences des plus grandes revues académiques. Pour des raisons de concision, cet article présente l'analyse de projecteur dans le cas standard du test d'une variable modératrice quantitative sur la relation entre une variable manipulée à deux modalités et une variable quantitative. Toutefois, une approche similaire pourrait être suivie en présence d'une variable manipulée présentant plus de deux modalités ou de plusieurs variables indépendantes quantitatives (Aiken et West, 1991). A l'instar de Chumpitaz-Caceres et Vanhamme (2003), cet article ne considère pas non plus l'étude simultanée de plusieurs relations interdépendantes. Celle-ci appelle la mobilisation d'analyses plus élaborées telles que les modèles d'équations structurelles (pour plus de détails au sujet de ces analyses, le lecteur est renvoyé à la lecture de Little et al., 2007).

---

## Références

- Aiken, L. S., & West, S. G. (1991). *Multiple regression : testing and interpreting interactions*. Newbury Park, CA : Sage.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research : conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6), 1171-1182.
- Chumpitaz-Caceres, R., & Vanhamme, J. (2003). Les processus modérateurs et médiateurs : distinction conceptuelle, aspects analytiques et illustrations. *Recherche et applications en Marketing*, 18(2), 67-100.
- De Pechpeyrou, P., & Odou, P. (2012). Scepticisme du consommateur et efficacité promotionnelle. *Recherche et applications en Marketing*, 27(2), 45-69.
- Fitzsimons, G. J. (2008). Death to dichotomizing. *Journal of Consumer Research*, 35(1), 5-8.
- Iacobucci, D. (2001). Continuous and discrete variables. *Journal of Consumer Psychology*, 10(1/2), 37-53.
- Irwin, J. R., & McClelland, G. H. (2001). Misleading heuristics and moderated multiple regression models. *Journal of Marketing Research*, 38(1), 100-109.
- Irwin, J. R., & McClelland, G. H. (2002). Heuristiques trompeuses et modèles de régression multiple avec variable modératrice. *Recherche et applications en Marketing*, 17(2), 87-101.
- Irwin, J. R., & McClelland, G. H. (2003). Negative consequences of dichotomizing continuous predictor variables. *Journal of Marketing Research*, 40(3), 366-371.
- Little, T. D., Card, N. A., Bovaird, J. A., Preacher, K. J., & Crandall, C. S. (2007). Structural equation modeling of mediation and moderation with contextual factors. In J. A. Bovaird & N. A. Card (Eds.), *Modeling contextual effects in longitudinal studies*. Mahwah, NJ : Lawrence Erlbaum Associates.
- Louviere, J. J., Hensher, D. A., & Swait, J. C. (2000). *Stated choice method : analysis and applications*. Cambridge, UK : Cambridge University Press.
- Maxwell, S. E., & Delaney, H. D. (1993). Bivariate median-split and spurious statistical significance.

*Psychological Bulletin*, 113, 181-190.

McClelland, G. H. (1997). Optimal design in psychological research. *Psychological Methods*, 2(1), 3-19.

Popper, K. (1973). *La logique de la découverte scientifique*. Paris : Payot.

Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40(3), 879-891.

Simmons, J. P., Nelson, L. D., & Simonsohn, U. (2011). False-positive psychology : undisclosed flexibility in data collection and analysis allows presenting anything as significant. *Psychological Science*, 22(11), 1359-1366.

Tybout, A. (2010). Continuous and discrete variables. *Journal of Consumer Psychology*, 10(1/2), 37-53.

Yang, S., & Raghurir, P. (2005). Can bottles speak volumes? The effect of package shape on how much to buy. *Journal of Retailing*, 81(4), 269-281.

Yang, S., & Raghurir, P. (2006). Les bouteilles peuvent-elles être transcrites en volumes? L'effet de la forme de l'emballage sur la quantité à acheter. *Recherche et applications en Marketing*, 21(1), 81-100.

Zhao, X., Lynch, J. G., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny : myths and truths about mediation analysis. *Journal of Consumer Research*, 37(2), 197-206.

Zhao, X., Lynch, J. G., & Chen, Q. (2011). Reconsidérer Baron and Kenny : mythes et vérités à propos de l'analyse de médiation. *Recherche et applications en Marketing*, 26(1), 81-95.

## Annexes

### A1 - Impact du codage de la discrétisation

Pour illustrer cette limite de la discrétisation, nous utilisons la base de données proposée dans le Tableau 1. Deux manières de discrétiser suivant le critère de la médiane sont possibles :

- Le « médiane split bas » : la variable modératrice quantitative  $M$  est codée 0 si la valeur est inférieure ou égale à la médiane, 1 si la valeur est strictement supérieure à la médiane (valeur de la médiane : 4)
- Le « médiane split haut » : la variable modératrice quantitative  $M$  est codée 0 si la valeur est strictement inférieure à la médiane, 1 si la valeur est supérieure ou égale à la médiane.

Variables	$M' = \text{Médiane split bas}$	$M' = \text{Médiane split haut}$
Constante	12.33* (12.39)	11.00* (10.24)
$M'$	5.17* (3.28)	4.67* (4.09)
$X$	2.00 (1.42)	3.50 (2.30)
$M'X$	-3.50 (-1.57)	-4.83* (-2.47)
$R^2$ ajusté	.51	.62

\* $p < .05$ ; t-value entre parenthèses.

Le tableau ci-dessus illustre que le résultat du test est sensible au « médiane split » retenu, dans la régression de la variable dépendante  $Y$  sur les variables indépendantes  $M$ ,  $X$  et leur interaction. Lorsque la

variable  $M$  est discrétisée avec un « médiane split bas », l'effet d'interaction est non significatif ( $p = .17$ ); lorsqu'elle est discrétisée avec un « médiane split haut », l'effet d'interaction devient significatif ( $p < .05$ ).

### A2 - Perte d'information liée à la discrétisation

Pour illustrer cette limite de la discrétisation, nous reprenons la base de données proposée dans le Tableau 1. Le tableau ci-dessous illustre que la discrétisation réduit le pouvoir explicatif du modèle. En effet, lorsque le modèle est estimé avec la variable modératrice quantitative  $M$ , le coefficient de détermination est de  $R^2 = .82$  et l'effet d'interaction est significatif au seuil de risque de 5% ( $p < .05$ ). En revanche, lorsque la variable modératrice quantitative  $M$  est recodée en deux modalités à partir d'un « médiane split bas », le coefficient de détermination tombe à  $R^2 = .51$  et l'effet d'interaction devient non significatif ( $p = .17$ ).

Variables	$M' = M$	$M' = \text{Médiane split}$
Constante	6.00* (4.26)	12.33* (12.39)
$M'$	2.10* (6.33)	5.17* (3.28)
$X$	7.00* (1.42)	2.00 (1.42)
$M'X$	-1.60* (-3.41)	-3.50 (-1.57)
$R^2$ ajusté	.82	.51

\* $p < .05$ ; t-value entre parenthèses.

### A3 - Résultats de la macro SPSS « Analyse de modulation avec projecteur »

Pour faciliter la compréhension, un texte est affiché sous chacun des tableaux de résultats. Au sein de ces textes, le nom des variables et modalités considérées par l'utilisateur dans la boîte de dialogue est présenté ci-dessous en caractères gras.

```
*****
IMPORTANT: Cette macro analyse l'effet modérateur d'une variable M (QUANTITATIVE)
sur la relation entre une variable indépendante X (QUALITATIVE BINAIRE) et une variable
dépendante Y (QUANTITATIVE)
*****
Résumé des variables de votre modèle:
- variable indépendante X: Allongement
- variable dépendante Y: Volume
- variable modératrice M: Expérience
- variable(s) de contrôle:
*****
```

**Coefficients<sup>a</sup>**

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés	t	Sig.
		A	Erreur standard	Bêta		
1	(Constante)	6,000	1,407		4,264	,005
	M_Expérience	2,100	,332	1,277	6,332	,001
	X_Allongement	7,000	1,990	1,505	3,518	,013
	MX	-1,600	,469	-1,538	-3,411	,014

a. Variable dépendante : Y\_Volume

\* Ci-dessus: résultats de l'estimation de l'équation 1  
(1a) Cette estimation permet de tester l'existence de l'effet d'interaction entre les variables **X Allongement** et **M Expérience**: l'effet d'interaction est établi si le coefficient de MX est significatif  
(1b) Cette estimation permet d'explorer l'effet d'interaction lorsque la variable **X Allongement** est **canette**, en étudiant le coefficient de **M Expérience**:  
- s'il est significatif et positif, il indique que **Y Volume** augmente lorsque **M Expérience** augmente  
- s'il est significatif et négatif, il indique que **Y Volume** diminue lorsque **M Expérience** augmente  
- s'il est non significatif, il indique que **Y Volume** ne dépend pas de **M Expérience**.

**Coefficients<sup>a</sup>**

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés	t	Sig.
		A	Erreur standard	Bêta		
1	(Constante)	13,000	1,407		9,239	,000
	M_Expérience	,500	,332	,304	1,508	,182
	Xinv_Allongement	-7,000	1,990	-1,505	-3,518	,013
	MXinv	1,600	,469	1,538	3,411	,014

a. Variable dépendante : Y\_Volume

\* Ci-dessus: résultats de l'estimation de l'équation 2  
Cette estimation permet d'explorer l'effet d'interaction lorsque la variable **X Allongement** est **bouteille**, en étudiant le coefficient de **M Expérience**:  
- s'il est significatif et positif, il indique que **Y Volume** augmente lorsque **M Expérience** augmente  
- s'il est significatif et négatif, il indique que **Y Volume** diminue lorsque **M Expérience** augmente  
- s'il est non significatif, il indique que **Y Volume** ne dépend pas de **M Expérience**.

### A3 - Résultats de la macro SPSS « Analyse de modération avec projecteur » (suite)

Coefficients<sup>a</sup>

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés	t	Sig.
		A	Erreur standard	Bêta		
1	(Constante)	11,270	,682		16,536	,000
	Mfaible_Experience	2,100	,332	1,277	6,332	,001
	X_Allongement	2,985	,964	,642	3,097	,021
	MfaibleX	-1,600	,469	-,858	-3,411	,014

a. Variable dépendante : Y\_Volume

\* Ci-dessus: résultats de l'estimation de l'équation 3

Cette estimation permet d'explorer l'effet d'interaction avec un projecteur sur la zone

FAIBLE de la variable modératrice **M\_Experience**, en étudiant le coefficient de **X\_Allongement**:

- s'il est significatif et positif, **Y\_Volume** est plus élevé quand **X\_Allongement** est

**bouteille** plutôt que **canette**

- s'il est significatif et négatif, **Y\_Volume** est plus élevé quand **X\_Allongement** est

**canette** plutôt que **bouteille**

- s'il est non significatif, il indique que **Y\_Volume** ne dépend pas de **X\_Allongement**.

Coefficients<sup>a</sup>

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés	t	Sig.
		A	Erreur standard	Bêta		
1	(Constante)	17,530	,682		25,723	,000
	Mfort_Experience	2,100	,332	1,277	6,332	,001
	X_Allongement	-1,785	,964	-,384	-1,852	,113
	MfortX	-1,600	,469	-,858	-3,411	,014

a. Variable dépendante : Y\_Volume

\* Ci-dessus: résultats de l'estimation de l'équation 4

Cette estimation permet d'explorer l'effet d'interaction avec un projecteur sur la zone

FORTE de la variable modératrice **M\_Experience**, en étudiant le coefficient de **X\_Allongement**:

- s'il est significatif et positif, **Y\_Volume** est plus élevé quand **X\_Allongement** est

**bouteille** plutôt que **canette**

- s'il est significatif et négatif, **Y\_Volume** est plus élevé quand **X\_Allongement** est

**canette** plutôt que **bouteille**

- s'il est non significatif, il indique que **Y\_Volume** ne dépend pas de **X\_Allongement**.