Article

AMERICAN MARKETING ASSOCIATION

Journal of Marketing
2020, vol. 84 (4) 127-146
ª Le (s) auteur (s) 2020

Directives de réutilisation des articles: sagepub.com/journals-permissions
DOI: 10.1177 / 0022242920911628
journals.sagepub.com/home/jmx
SAGE

Chemin vers le but? Différences entre les parcours clients en ligne pour les achats hédoniques et utilitaires

Jingjing Li, Ahmed Abbasi, Amar Cheema et Linda B. Abraham

Abstrait

Les auteurs examinent l'utilisation des canaux d'information des consommateurs pendant le parcours client en utilisant une perspective hédonique et utilitaire (H / U), une catégorisation importante de l'objectif de consommation. En prenant un point de vue de catégorie de détaillant pour mesurer les caractéristiques H / U de 20 catégories de produits chez 40 détaillants différents, cette étude combine un flux de clics secondaire à grande échelle et des données d'enquête primaires pour offrir des informations exploitables aux détaillants dans un paysage concurrentiel. Les données révèlent que, lors des achats hédoniques (par exemple, des jouets), les consommateurs utilisent les médias sociaux et les pages de produits sur place dès deux semaines avant l'achat final. En revanche, pour les achats utilitaires (par exemple, les fournitures de bureau), les consommateurs utilisent les avis de tiers jusqu'à deux semaines avant l'achat final et utilisent relativement plus les moteurs de recherche, les offres, et les pages de produits des concurrents plus proches du moment de l'achat. Il est important de noter que l'utilisation des canaux est différente pour les sessions dans lesquelles aucun achat n'est effectué, ce qui indique que les choix des canaux d'information des consommateurs varient considérablement en fonction des caractéristiques H / U des achats. L'article se termine par une discussion approfondie sur les implications importantes pour la gestion des points de contact clients.

Mots clés

parcours client, produits hédoniques et utilitaires, sources d'informations, parcours d'achat, gestion des points de contact

Supplément en ligne: https://doi.org/10.1177/0022242920911628

Avec la prolifération du commerce électronique, il est de plus en plus important d'examiner le rôle des différents canaux d'information au cours du parcours client. Un «parcours client» est la série d'actions qu'un client prend pour arriver au moment de l'achat (Lemon et Verhoef 2016). Surtout, ces actions comprennent un examen de diverses sources d'information et l'évaluation des alternatives avant la décision d'achat. Les canaux d'information en ligne, qui fournissent commodément une variété d'informations pertinentes (Shankar et al.2011), affectent considérablement les décisions d'achat (Batra et Keller 2016; Li et Kannan 2014). Alors que les dépenses des détaillants en marketing en ligne continuent d'augmenter,

2017). En conséquence, plusieurs canaux d'information sur le chemin d'achat ont retenu une attention considérable, notamment les moteurs de recherche (Ghose et Yang 2009), les médias sociaux (Rishika et al.2013), les sites de critiques (Chevalier et Mayzlin 2006), les sites de transactions (Kumar et Rajan 2012) et les pages de produits des détaillants (Huang, Lurie et Mitra 2009).

Compte tenu des nuances des parcours clients sur Internet, l'identification des mécanismes à l'origine des choix et de l'utilisation des canaux d'information reste difficile. Les choix et l'utilisation des canaux dépendent des diverses caractéristiques des détaillants et des catégories de produits ainsi que des préférences hétérogènes des consommateurs. Par exemple, les détaillants diffèrent considérablement dans leurs offres de produits et de services, leur image de marque et leurs segments de clientèle cibles, ce qui peut influencer les comportements de recherche d'informations des consommateurs. De plus, les caractéristiques d'achat des consommateurs (Kushwaha et Shankar 2013), l'expérience d'achat antérieure (Frambach et al.2007), la confiance (Bart et al.2005) et la démographie (Inman,

Jingjing Li est professeur adjoint de commerce, McIntire School of Commerce, Université de Virginie, États-Unis (courriel: jl9rf@virginia.edu). Ahmed Abbasi est professeur de commerce et professeur de recherche Murray, McIntire School of Commerce, Université de Virginie, États-Unis (courriel: ana6e@comm.virginia.edu). Amar Cheema est professeur de marketing et professeur de commerce William F. O'Dell, McIntire School of Commerce, Université de Virginie, États-Unis (courriel: cheema@virginia.edu). Linda B. Abraham est cofondatrice de comScore Inc., vice-présidente d'Upskill et directrice générale de Crimson Capital, États-Unis (courriel: linda@crimsoncap.us).

Shankar et Ferraro 2004) peuvent également conduire à des choix de canaux sensiblement différents. De plus, les choix de canaux sont interdépendants et peuvent varier à différentes étapes du parcours client (De Haan, Wiesel et Pauwels 2016; Moe 2003; Valentini, Montaguti et Neslin 2011). Par conséquent, les responsables marketing continuent de se débattre avec la meilleure façon d'allouer les ressources pour une variété d'offres de produits à travers une gamme de points de contact en ligne à différentes étapes du parcours client (Anderl, Schumann et Kunz 2016; Batra et Keller 2016).

En plus d'une perspective basée sur l'utilité populaire dans la littérature existante, des études récentes ont appelé à un angle social et psychologique (par exemple, Kushwaha et Shankar 2013) pour étudier les modèles d'utilisation des canaux d'information et les parcours des clients. Le but a été identifié comme une considération importante. Une étude récente publiée par Zero Moment of Truth de Google (Taniguchi 2019) révèle que les comportements de recherche des consommateurs sont dictés par six besoins: le besoin de surprise, d'aide, de réconfort, d'éducation, de frisson ou le besoin d'être impressionné. Ces besoins et ces finalités sont façonnés non seulement par la catégorie de produits, mais aussi par l'endroit où les consommateurs en sont dans leur voyage, à savoir leur «chemin vers le but».

Dans cette étude, nous utilisons une perspective hédonique-utilitaire (H / U) - une catégorisation orientée vers les objectifs de la consommation largement étudiée dans la littérature marketing (Holbrook et Hirschman 1982) - pour explorer les modèles d'utilisation des canaux d'information à travers les parcours des clients. Les caractéristiques H / U des achats reflètent des motifs affectifs et instrumentaux, qui pourraient fournir une image plus riche des perceptions des consommateurs à l'égard des achats ainsi que des comportements de recherche d'informations des consommateurs. Par exemple, des émotions telles que le plaisir et la culpabilité sont devenues des considérations importantes pour les achats hédoniques, avec des implications pour les préférences de certains canaux d'information (Moe 2003; Schulze, Scho¨ler et Skiera 2014). En outre,

Par conséquent, nous contribuons à la littérature en examinant comment l'utilisation d'un riche ensemble de canaux d'informations numériques - moteurs de recherche, médias sociaux, critiques de tiers, sites de vente et pages de produits des détaillants cibles et des détaillants concurrents - pendant le parcours client diffère par les caractéristiques H / U au niveau du produit. Les questions de recherche spécifiques auxquelles nous répondons sont les suivantes:

1. Les consommateurs utilisent-ils les canaux d'information numériques différemment pour les achats H / U?
2. Comment cette utilisation varie-t-elle au cours du parcours client?
3. Cette utilisation varie-t-elle entre les sessions converties et non converties?

Nous examinons ces questions de recherche à l'aide de données primaires et secondaires. Nous examinons d'abord les caractéristiques H / U de 20 catégories de produits vendues par 40 détaillants - un total de 115 combinaisons détaillants-produits. Pour comprendre l'effet H / U sur l'utilisation réelle des canaux, nous analysons un grand volume de données de flux de clics comScore qui inclut toutes les activités Internet de
4 356 consommateurs avec 22 751 achats représentant des ventes de 1,2 million de dollars sur une période de 24 mois. Nous utilisons une approche bayésienne hiérarchique pour prendre en compte l'interdépendance des canaux, le détaillant, le produit et l'hétérogénéité individuelle dans l'utilisation des canaux d'information en ligne.

Nous constatons que les consommateurs qui effectuent des achats hédoniques ont tendance à utiliser les médias sociaux et les pages de produits sur le site Web du détaillant cible plus largement que les personnes qui effectuent des achats utilitaires. En revanche, les consommateurs effectuant des achats utilitaires ont tendance à utiliser plus fréquemment les moteurs de recherche, les avis de tiers, les sites de promotions et les pages de produits sur le site Web du détaillant concurrent que ceux qui effectuent des achats hédoniques.

De plus, nous explorons la dynamique de l'utilisation des canaux entre les achats hédoniques et utilitaires tout au long du parcours client. Nous constatons que l'effet H / U sur l'utilisation des médias sociaux et des sites de révision tiers est plus fort plus tôt dans le parcours client. Inversement, l'effet des différences H / U sur les moteurs de recherche et l'utilisation du site de vente est plus fort plus près du point d'achat. Alors que l'effet H / U sur les pages de produits est significatif tout au long du parcours client, l'ampleur diminue vers la fin du parcours client.

Enfin, pour les achats hédoniques non convertis, les consommateurs visitent les sites de médias sociaux moins souvent, visitent davantage les sites de promotions et sont plus susceptibles de comparer les pages de produits des détaillants concurrents par rapport aux sessions converties, ce qui suggère un effet potentiel de justification de la culpabilité. Pour les achats utilitaires non convertis, les quatre canaux qui facilitent la recherche d'informations sont moins utilisés, ce qui indique une recherche d'informations insuffisante pour les décisions d'achat.

Notre recherche vise à apporter au moins quatre contributions académiques importantes. Tout d'abord, nous étendons la documentation sur le parcours client en complétant la perspective centrée sur l'utilité avec un angle social / psychologique. Nous avons analysé l'effet H / U sur six canaux d'information préachat pour 20 catégories de produits à travers 40 détaillants. Un examen de cette interaction est conceptuellement et théoriquement significatif car il fournit un nouvel angle pour comprendre le rôle des mécanismes affectifs tels que la recherche d'amusement, la justification de la culpabilité et l'affect de la marque pendant le processus d'achat. Deuxièmement, nous découvrons la dynamique des effets H / U tout au long du parcours client, ce qui permet des informations plus exploitables pour les responsables marketing et ajoute à la recherche naissante sur l'effet temporel du parcours client (Batra et Keller 2016; Lemon et Verhoef 2016). Troisième, nous soulignons l'importance de considérer les caractéristiques H / U à un niveau plus granulaire. Contrairement à la littérature H / U existante, qui se concentre principalement sur les différences au niveau du produit, notre enquête montre une variation considérable des caractéristiques H / U pour des catégories de produits similaires entre les détaillants, appelant à un point de vue de la catégorie détaillant pour les futures recherches H / U. Enfin, nous contribuons à la littérature concernant l'utilisation du Big Data pour dériver des informations marketing dans des environnements numériques complexes (Bradlow et al.2017; Kitchens et al.2018; Sudhir 2016; Wedel et appelant à un point de vue de catégorie détaillant pour les futures recherches H / U. Enfin, nous contribuons à la littérature concernant l'utilisation du Big Data pour dériver des informations marketing dans des environnements numériques complexes (Bradlow et al.2017; Kitchens et al.2018; Sudhir 2016; Wedel et appelant à un point de vue de catégorie détaillant pour les futures recherches H / U. Enfin, nous contribuons à la littérature concernant l'utilisation du Big Data pour dériver des informations marketing dans des environnements numériques complexes (Bradlow et al.2017; Kitchens et al.2018; Sudhir 2016; Wedel et

Kannan 2016). Nous démontrons les avantages de mener des recherches marketing innovantes sur le Big Data en combinant une variété de méthodes de recherche et de sources de données. Notre recherche utilise l'analyse d'enquêtes, le regroupement, l'exploration de texte et la modélisation bayésienne et combine de manière transparente les données primaires basées sur les enquêtes et le flux de clics secondaire à grande échelle. En conséquence, nous fournissons une vue plus complète du parcours client à travers les canaux et les étapes.

Notre travail offre plusieurs implications exploitables pour l'allocation des dépenses numériques des directeurs marketing et les stratégies de marketing en ligne. Nous suggérons que les responsables marketing collectent les perceptions H / U des consommateurs par rapport à leurs concurrents par rapport à leurs offres de produits. En s'appuyant sur notre modèle empirique, les responsables marketing peuvent utiliser les caractéristiques H / U obtenues de leurs produits pour comprendre les objectifs d'achat de leurs clients, les canaux d'information les plus précieux et les séquences les plus courantes de prospects de point de contact à différentes étapes du parcours client. En conséquence, ils peuvent concevoir leurs stratégies de marketing sur la base non seulement d'une vision axée sur l'utilité, mais également des besoins sociaux / psychologiques de leurs clients (Batra et Keller 2016), améliorant ainsi l'expérience du consommateur sur le chemin de l'achat (Lemon et Verhoef 2016) .

Développement conceptuel

Caractéristiques hédoniques et utilitaires des achats

L'importance et l'impact des objectifs des consommateurs sur le processus d'achat ont été largement soulignés dans la littérature antérieure. Différentes catégories de consommation axées sur le but ont été utilisées, l'expérience de recherche (S / E) et H / U étant peut-être les deux plus répandues. En ligne avec les différences dans les processus cognitifs liés à l'acquisition de formes alternatives d'information, la perspective S / E met en évidence les différents comportements de recherche d'informations associés aux biens de recherche et aux biens d'expérience (Huang, Lurie et Mitra

2009). En revanche, la perspective H / U met l'accent sur les attitudes bidimensionnelles des consommateurs envers les marques et la consommation qui découlent de motifs affectifs et instrumentaux (Holbrook et Hirschman 1982). La consommation hédonique est basée sur l'expérience du consommateur en matière de magasinage, d'attachement émotionnel, en se concentrant sur le plaisir, la jouissance, le plaisir, l'excitation et le besoin de surprise (Arnold et Reynolds 2003; Babin, Darden et Griffin 1994). En revanche, la consommation utilitaire est souvent davantage orientée vers un objectif et se rapporte à la nécessité d'effectuer des tâches spécifiques de manière efficace et efficiente (Childers et al. 2002; Mathwick, Malhotra et Rigdon 2001). Des études récentes démontrent l'importance des caractéristiques H / U pour les achats. Par exemple, Kushwaha et Shankar (2013) montrent que les consommateurs qui effectuent des achats hédoniques sont susceptibles d'utiliser plusieurs options d'achat. De plus, Park et al. (2018) constatent que les liens des réseaux sociaux des joueurs sur une plateforme de jeu en ligne influencent considérablement les dépenses pour les produits hédoniques.

La perspective H / U offre au moins trois opportunités d'enrichir et d'améliorer les connaissances acquises grâce à l'avantage S / E point d'achat. Premièrement, les fondements théoriques de H / U s'appuient sur la psychologie cognitive / sociale, en particulier en ce qui concerne les attitudes affectives et cognitives (Batra et Ahtola 1991; Sirgy 1982). Ces compromis affectifs-cognitifs ont le potentiel de compléter la vision de recherche d'informations centrée sur l'utilité adoptée par la perspective S / E (Nelson 1970). Par exemple, des émotions telles que le plaisir et la culpabilité sont devenues des considérations importantes pour certaines formes de consommation, avec des implications pour les canaux d'achat tels que les médias sociaux (Schulze, Scholer et Skiera 2014). De plus, lors du traitement des informations sur le produit (par exemple, le nom du produit), les consommateurs traitent les produits hédoniques de manière plus holistique que les produits utilitaires (Melnyk, Klein et Volckner 2012). Seconde, contrairement à la focalisation étroite du S / E sur les catégories de produits, la perspective H / U permet une réflexion centrée sur le client en quantifiant les caractéristiques H / U des catégories de produits ou des marques du point de vue du client. L'une des échelles les plus populaires (de Voss, Spangenberg et Grohmann 2003) permet de mesurer les caractéristiques H / U perçues par le client des achats au niveau de la catégorie de produit et du détaillant, ce qui la rend très propice à un examen à grande échelle des achats de différents clients sur différentes catégories de produits de détaillants.

Troisièmement, les dimensions hédonique et utilitaire sont indépendantes (Voss, Spangenberg et Grohmann 2003). Comme Batra et Ahtola (1991, p.161) l'observent, les «motivations hédoniques et utilitaristes pour la consommation n'ont pas besoin (et ne sont généralement pas) mutuellement exclusives: un dentifrice peut à la fois prévenir les caries et procurer du plaisir à son goût». Ainsi, l'analyse bidimensionnelle permet une évaluation granulaire du rôle de l'objectif dans le parcours client. Pour ces trois raisons, nous utilisons H / U comme point de vue principal pour examiner les canaux de cheminement d'achat. Cependant, pour être plus holistique dans notre opérationnalisation de l'objectif, nous incluons également le S / E comme variable de contrôle dans notre modèle.

Malgré l'énorme potentiel de la perspective H / U pour améliorer notre compréhension des tendances de cheminement d'achat, les études antérieures n'ont généralement pas considéré le rôle des caractéristiques H / U sur l'utilisation des canaux par les consommateurs pendant l'entonnoir d'achat. En outre, les études précédentes sur les parcours clients se concentrent sur quelques canaux ou sur un site de détaillant unique, ce qui nécessite une vue plus complète avec plusieurs canaux, catégories de produits et détaillants. De plus, les caractéristiques H / U ne sont pas propres au niveau du produit (catégorie) mais se manifestent également au niveau du détaillant (marque) (Voss, Spangenberg et Grohmann 2003). En outre, il existe un risque de différences de comportement des consommateurs entre les caractéristiques H / U au niveau de la catégorie de produit et au niveau du détaillant. Par exemple, indépendamment du produit,

1994). De plus, les caractéristiques des détaillants sont généralement associées au positionnement de la marque (Park, Jaworski et MacInnis 1986). Ces résultats suggèrent le potentiel d'un effet simultané au niveau du détaillant et de la catégorie de produit qui peut influencer les motivations H / U.

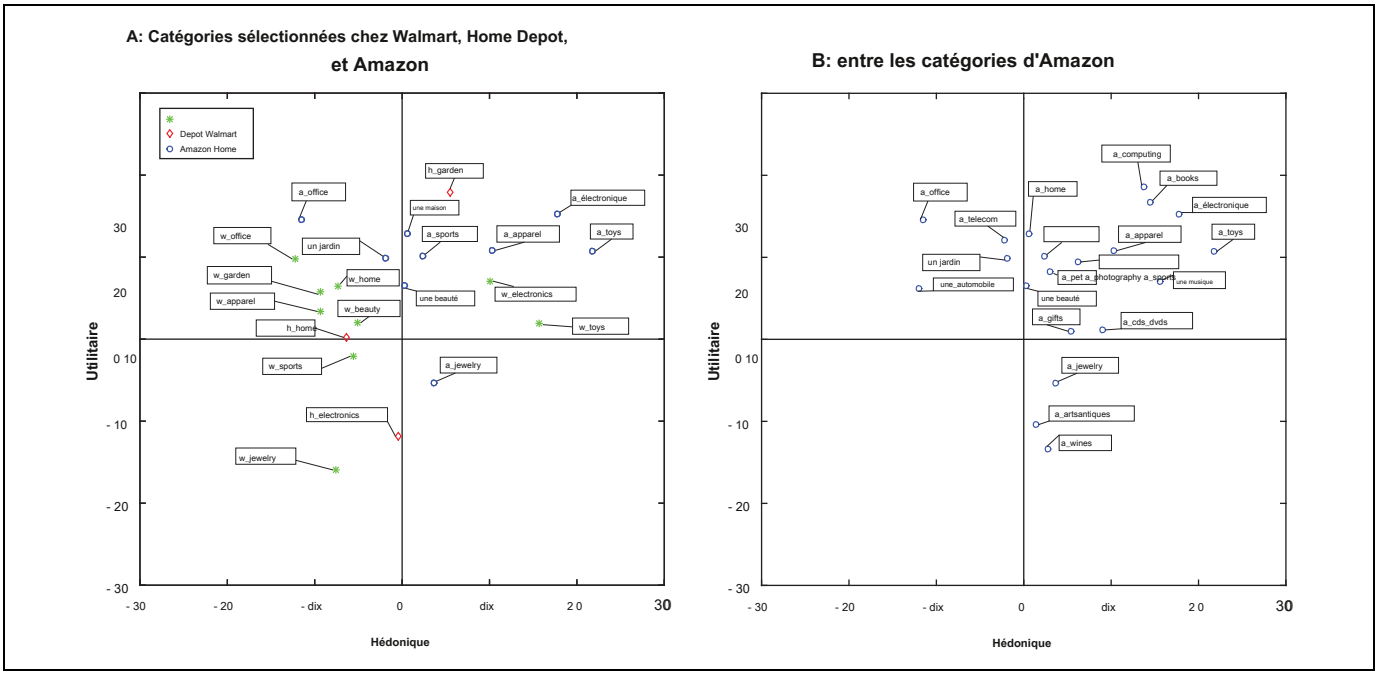

Figure 1. Tracés H / U pour Amazon, Home Depot et Walmart pour certaines catégories et pour diverses catégories de produits sur Amazon.

Remarques: les axes x et y sont calibrés en tant qu'écarts absolus de la moyenne (0, 0).

Pour illustrer cet effet, nous avons mené une enquête auprès de 3 250 participants d'Amazon Mechanical Turk (MTurk) pour faire part de leurs perceptions H / U envers 115 catégories de détaillants courants. Chaque participant a évalué au hasard les caractéristiques H / U pour six combinaisons de catégories de détaillants, ce qui a donné environ 100 réponses pour chaque combinaison de catégories de détaillants. La figure 1 montre les tracés H / U pour certaines catégories de produits courantes chez Walmart, Home Depot et Amazon (panneau A), et dans Amazon (panneau B). En examinant le panneau A, nous constatons que la même catégorie de produits est perçue différemment selon les détaillants. Pour la catégorie électronique, Home Depot est positionné bas sur utilitaire et au milieu pour hédonique, tandis qu'Amazon et Walmart sont élevés sur les dimensions utilitaires et hédoniques. De même, les bijoux et les produits de sport d'Amazon sont considérés comme plus hédoniques par rapport à Walmart.

En résumé, ces graphiques mettent en évidence les notions selon lesquelles (1) la même catégorie de produits peut avoir des perceptions H / U variables selon les différents détaillants et (2) le même détaillant peut avoir des caractéristiques H / U différentes pour ses catégories de produits. Collectivement, pour tenir compte de ces variations importantes, les graphiques soulignent la valeur de l'examen H / U au niveau de la «catégorie de vente au détail». De plus, les graphiques renforcent la valeur potentielle de considérer séparément les dimensions hédonique et utilitaire pour permettre une analyse plus nuancée entre les catégories de détaillants dans les quatre quadrants, ainsi qu'entre celles le long des mêmes diagonales. Ensuite, nous discutons de la façon dont les parcours des clients multicanaux peuvent varier selon les combinaisons de catégories de détaillants hédoniques et utilitaires.

Différences dans le parcours client pour les achats hédoniques et utilitaires

S'appuyant sur des recherches sur les achats hédoniques et utilitaires, les achats utilitaires sont un processus cognitif relativement plus axé sur les objectifs, tandis que les achats hédoniques sont une expérience émotionnelle relativement plus ambiguë. Cette dichotomie cognitive et affective définit non seulement les objectifs des achats en ligne mais influence également les préférences des canaux. Les consommateurs évaluent le résultat d'un processus d'échange avec une autre entité (par exemple, canal, détaillant) en comparant les avantages perçus pertinents aux coûts perçus (Bagozzi 1975). Ces avantages et coûts comprennent l'utilité économique et les retombées sociales et psychologiques, telles que la jouissance, la confiance et le respect. Dans le cadre des achats hédoniques et utilitaires, nous nous attendons à ce que ces différences cognitives et affectives inhérentes se traduisent par des avantages et des coûts variables associés aux différents canaux numériques. De plus, l'utilisation des canaux différerait probablement en fonction de l'endroit où les consommateurs se rendent, en fonction du temps. Ainsi, nous explorons également comment les effets H / U changent de manière dynamique au fur et à mesure que le consommateur progresse dans l'entonnoir d'achat. Enfin, des études antérieures (par exemple, Kushwaha et Shankar 2013) ont montré que le choix des canaux d'information pouvait affecter les résultats de la conversion. En conséquence, nous examinons également l'effet H / U sur la trajectoire des non-achats. Ensuite, nous discutons de la façon dont l'utilisation des canaux d'information peut différer entre les achats hédoniques et utilitaires. Une revue de la littérature pertinente est incluse dans le tableau 1. Ainsi, nous explorons également comment les effets H / U changent de manière dynamique au fur et à mesure que le consommateur progresse dans l'entonnoir d'achat. Enfin, des études antérieures (par exemple, Kushwaha et Shankar 2013) ont montré que le choix des canaux d'information pouvait affecter les résultats de la conversion. En conséquence, nous examinons également l'effet H / U sur la trajectoire des non-achats. Ensuite, nous discutons de la façon dont l'utilisation des canaux d'information peut différer entre les achats hédoniques et utilitaires. Une revue de la littérature pertinente est incluse dans le tableau 1. Ainsi, nous explorons également comment les effets H / U changent de manière dynamique au fur et à mes

Les achats utilitaires sont rationnels et axés sur les objectifs, dans le but de prendre la meilleure décision d'achat (Novak, Hoffman et Duhachek 2003). Par conséquent, ils nécessitent souvent

Tableau 1. Résumé des recherches antérieures sur les achats hédoniques / utilitaires et l'utilisation des canaux d'information en ligne.

Étude	Rechercher un avis sur les réseaux sociaux				ProdPage_ Target	ProdPage_ Concurrent	Étudier le design	Les données	Produits multiples	Plusieurs sites
Ghose et Yang (2009)	U þ						Empirique	Secondaire	Oui	Non
Chiang et Dholakia (2003)	U þ						Expérience	Primaire	Oui	Non
Kim et LaRose (2004)	U þ						Sondage	Primaire	Non	Non
Lin et Lu (2015)		H þ					Sondage	Primaire	Non	Non
Schulze, Scholer et Skiera (2014)		U					Empirique	Secondaire	Oui	Oui
Park et al. (2018)		H þ					Empirique	Secondaire	Oui	Oui
Sen et Lerman (2007)			H				Expérience	Primaire	Oui	Non
Kushwaha et Shankar (2013)			H þ			H þ, U	Empirique	Primaire þ secondaire	Oui	Oui
Khan et Dhar (2010)				H þ			Expérience	Primaire	Oui	Non
Wakefield et Inman (2003)				H			Expérience	Primaire	Oui	Non
O'Curry et Strahilevitz (2001)				H þ			Expérience	Primaire	Oui	Non
Okada (2005)				H þ			Expérience	Primaire	Oui	Non
Moe (2003)					U þ, H		Empirique	Secondaire	Oui	Non
Moe et Fader (2001)					H		Empirique	Secondaire	Non	Non
Novak, Hoffman et Duhachek (2003)					H þ		Expérience	Primaire	Oui	Non
Sloot, Verhoef et Franses (2005)						H	Entrevue	Primaire	Oui	Oui
Noble, Griffith et Weinberger (2005)						U þ	Sondage	Primaire	Oui	Non
Chaudhuri et Holbrook (2001)						H þ	Sondage	Primaire	Oui	Non
Van Trijp, Hoyer et Inman (1996)					H þ		Expérience	Primaire	Oui	Non
Heitz-Spahn (2013)						U þ	Sondage	Primaire	Oui	Oui
Mallapragada, Chandukala et Liu (2016)					H		Sondage þ empirique	Primaire þ secondaire	Oui	Oui
Hughes, Swaminathan et Brooks (2019)		H þ					Expérience	Primaire þ secondaire	Oui	Oui
Étude actuelle	U þ H þ U þ U þ				H þ	U þ	Sondage þ empirique	Primaire þ secondaire	Oui	Oui

Remarques: H ¼ hédonique; U ¼ utilitaire; PPT ¼ ProdPage_Target; PPO ¼ ProdPage_Competitor; þ ¼ effet positif; ¼ effet négatif.

traitement de l'information à travers des attributs d'achat concrets et prédéfinis de manière efficace (Mathwick, Malhotra et Rigdon 2001; Park et al.2018). De plus, les achats utilitaires sont souvent délibérés et planifiés, avec des attributs dominants bien définis et faciles à comparer. Par conséquent, cette facilité de comparaison réduit la différenciation des marques et augmente la sensibilité aux prix (Noble, Griffith et Weinberger 2005). Par conséquent, les consommateurs qui achètent des produits utilitaires ont tendance à préférer les canaux d'information qui permettent des recherches et des comparaisons pratiques et efficaces pour les attributs et les prix des produits parmi diverses alternatives afin d'optimiser les décisions d'achat.

Selon la littérature antérieure, certains canaux pourraient être plus efficaces pour les achats utilitaires. Premièrement, les moteurs de recherche favorisent les achats axés sur l'efficacité en permettant aux clients de trouver facilement et rapidement des produits en spécifiant des attributs d'intérêt via des requêtes de recherche (Chiang et Dholakia 2003; Ghose et Yang 2009). Le format liste, clair et condensé des résultats de recherche et le contenu indexé à grande échelle permettent aux consommateurs de naviguer rapidement parmi les alternatives et de comparer les offres de produits de différents détaillants (Kim et LaRose 2004). Deuxièmement, les sites d'examen tiers fournissent des informations quantitatives et qualitatives sur les attributs des produits à des fins de comparaison, ce qui les rend plus propices aux achats utilitaires qui ont généralement des attributs bien définis et consultables. De même, les sites de promotions permettent aux consommateurs de rechercher les meilleures offres de manière efficace et pratique, ce qui pourrait être utile aux consommateurs pour optimiser leurs dépenses. Enfin, parce que la différenciation des marques dans les achats utilitaires est moins étendue, les consommateurs sont plus susceptibles de parcourir les pages de produits de plusieurs détaillants pour optimiser leurs besoins de temps, de lieu et de possession (Noble, Griffith et Weinberger 2005). En conséquence, ils pourraient adopter un comportement de «free-cross cross-canal» où le canal d'un détaillant est utilisé pour préparer un achat qui sera finalement finalisé chez un autre détaillant (Heitz-Spahn 2013).

Les consommateurs qui font des achats hédoniques recherchent la surprise, l'aventure, le plaisir et la variété au cours de leur processus d'achat (Arnold et

Reynolds 2003; Novak, Hoffman et Duhachek 2003). Ces objectifs impliquent un ensemble unique d'avantages perçus que les consommateurs peuvent considérer lorsqu'ils recherchent et obtiennent des informations relatives aux achats hédoniques. En raison de la nature affective des achats hédoniques, les consommateurs sont plus susceptibles de s'appuyer sur des indices et des heuristiques simples plutôt que sur un traitement plus approfondi des informations pour prendre leur décision d'achat (Park et al.2018). Au lieu d'essayer de trouver les meilleures alternatives, les consommateurs pourraient avoir un fort «attachement affectif» aux marques (Chaudhuri et Holbrook 2001) et pourraient traiter les informations de manière plus holistique (Melnyk, Klein et Volckner 2012). Par conséquent, les consommateurs effectuant des achats hédoniques pourraient consacrer moins de temps à la recherche et à la comparaison. cependant, des recherches antérieures ont également révélé que les consommateurs qui achètent des produits hédoniques peuvent se livrer à des comportements de justification de réduction (Kivetz et Simonson 2002; O'Curry et Strahilevitz 2001; Okada 2005) en passant plus de temps dans le processus de recherche. Les consommateurs pourraient également adopter un comportement de recherche de variétés (Kushwaha et Shankar 2013; Novak, Hoffman et Duhachek 2003) en raison de la différenciation considérable des produits dans les achats hédoniques (Van Trijp, Hoyer et Inman 1996). Par conséquent, la nature complexe et les multiples mécanismes des achats hédoniques pourraient avoir différentes implications pour la recherche de canaux d'information dans divers contextes. et Duhachek 2003) en raison de la différenciation considérable des produits dans les achats hédoniques (Van Trijp, Hoyer et Inman 1996). Par conséquent, la nature complexe et les multiples mécanismes des achats hédoniques pourraient avoir différentes implications pour la recherche de canaux d'information dans divers contextes. et Duhachek 2003) en raison de la différenciation considérable des produits dans les achats hédoniques (Van Trijp, Hoyer et Inman 1996). Par conséquent, la nature complexe et les multiples mécanismes des achats hédoniques pourraient avoir différentes implications pour la recherche de canaux d'information dans divers contextes.

En ce qui concerne les canaux d'information pour les achats hédoniques, les médias sociaux sont devenus un canal influent, avec 70% - 80% des répondants à l'étude déclarant que leurs achats sont affectés par les publications sur les réseaux sociaux d'entreprises et d'amis (eMarketer 2017; Hewett et al. 2016; Kumar et al. 2016). Des études antérieures montrent que les consommateurs considèrent les médias sociaux axés sur le divertissement et le divertissement comme une source d'informations plus appropriée pour les achats hédoniques (Hughes, Swaminathan et Brooks 2019; Liu et al.2019; Park et al.2018; Schulze, Scho¨ler et Skiera 2014). Cependant, pour les revues tierces, les recherches antérieures n'ont pas été définitives quant à leurs implications pour les achats hédoniques. D'une part, les attributs abstraits des produits hédoniques sont moins propices aux comparaisons à travers les aspects et dimensions de la revue. D'autre part, le manque d'attributs concrets entraîne également une incertitude pour l'achat hédonique (Kushwaha et Shankar 2013),

De même, la littérature antérieure sur les sites Web de transactions est ambivalente quant à leurs implications pour les achats hédoniques. Les accords se sont avérés plus efficaces pour les achats hédoniques (Khan et Dhar 2010), soutenant l'idée que les utilisateurs privilégient les mécanismes de réduction de la culpabilité pour justifier la consommation hédonique (Okada 2005). Cependant, les offres pourraient également être moins utiles car les consommateurs sont moins sensibles aux prix en raison de la difficulté de comparer les produits hédoniques (Wakefield et Inman 2003). Enfin, les résultats pour les pages de produits vues pour les achats hédoniques sont également mitigés. La nature expérientielle des achats hédoniques est plus étroitement alignée avec le comportement de navigation hédonique, qui se caractérise par un examen insouciant de moins de pages de produits et se traduit souvent par des achats impulsifs (Mallapragada, Chandukala et Liu 2016; Moe et Fader 2001; Park et al. 2012). La consommation hédonique est également associée à des comportements de recherche de variétés plus importants, étendre les pages vues à plusieurs détaillants (Kushwaha et Shankar 2013; Novak, Hoffman et Duhachek 2003; Van Trijp, Hoyer et Inman 1996). Par conséquent, en raison des résultats mitigés de la littérature antérieure, il reste nécessaire d'examiner formellement l'effet des caractéristiques H / U sur l'utilisation des canaux d'information.

Analyses empiriques

Pour fournir une image complète de la façon dont l'utilisation par les consommateurs des différents canaux d'information en ligne tout au long du parcours client varie en fonction des achats H / U, nous avons opérationnalisé les caractéristiques H / U au niveau de la catégorie détaillant via une enquête. Nous avons ensuite combiné les données primaires (enquête) et secondaires (flux de clics) pour démontrer l'effet H / U sur l'utilisation des différents canaux d'information avant les achats. Le processus d'analyse des données et le modèle conceptuel sont illustrés à la figure 2.

Sélection des détaillants et des catégories de produits

Notre analyse des catégories de détaillants couvre 20 catégories de produits de 40 détaillants en ligne. Pour sélectionner les détaillants appropriés, nous avons commencé avec 500 des meilleurs détaillants Internet du classement des ventes 2014 (https://www.internetretailer.com/top500) et avons réduit cette liste à 336 qui ont des modèles d'URL de page de produit facilement discernables. Combiné avec un ensemble de données comScore de 2013 à 2014, nous avons constaté que le nombre de transactions de ces détaillants montre une distribution de type Pareto, les 40 principaux détaillants représentant plus de 91% de toutes les transactions. Nous avons également examiné les principaux produits vendus par ces 40 détaillants et avons constaté qu'ils couvraient un large éventail de catégories de produits hédoniques et utilitaires. Ainsi, ces détaillants ont été inclus dans notre étude (pour plus de détails, voir l'annexe Web W1).

Pour les catégories de produits, nous avons initialement utilisé les 22 catégories proposées par Kushwaha et Shankar (2013), qui ont correctement saisi les principales catégories de produits sur le spectre H / U. En nous basant sur les achats de produits de ces détaillants sur un ensemble de données comScore, nous avons trouvé 115 combinaisons uniques de catégories de détaillants (par exemple, les vêtements Amazon). Nous avons ensuite mis en correspondance toutes les catégories extraites avec les 22 initiales et supprimé 2 qui étaient absentes, résultant en un ensemble final de 20 catégories de produits.

Étude principale: analyse Clickstream

Les données. Nous avons collecté environ 1 terrabyte des données du flux de clics Web de comScore aux États-Unis entre janvier 2013 et décembre 2014. Les données ont enregistré tous les comportements de clics en ligne sous la forme d'URL et d'horodatages d'environ 100 000 ménages sélectionnés au hasard chaque mois. Les URL cliquées et les horodatages ont été regroupés en sessions de flux de clics. La fin d'une session de flux de clics est déterminée lorsque les comportements de clics sont inactifs pendant une certaine période de temps. Pour les sessions clickstream impliquant un achat, des informations supplémentaires (par exemple, les catégories de produits achetés) ont été fournies par comScore. L'unité d'analyse de notre étude est un achat

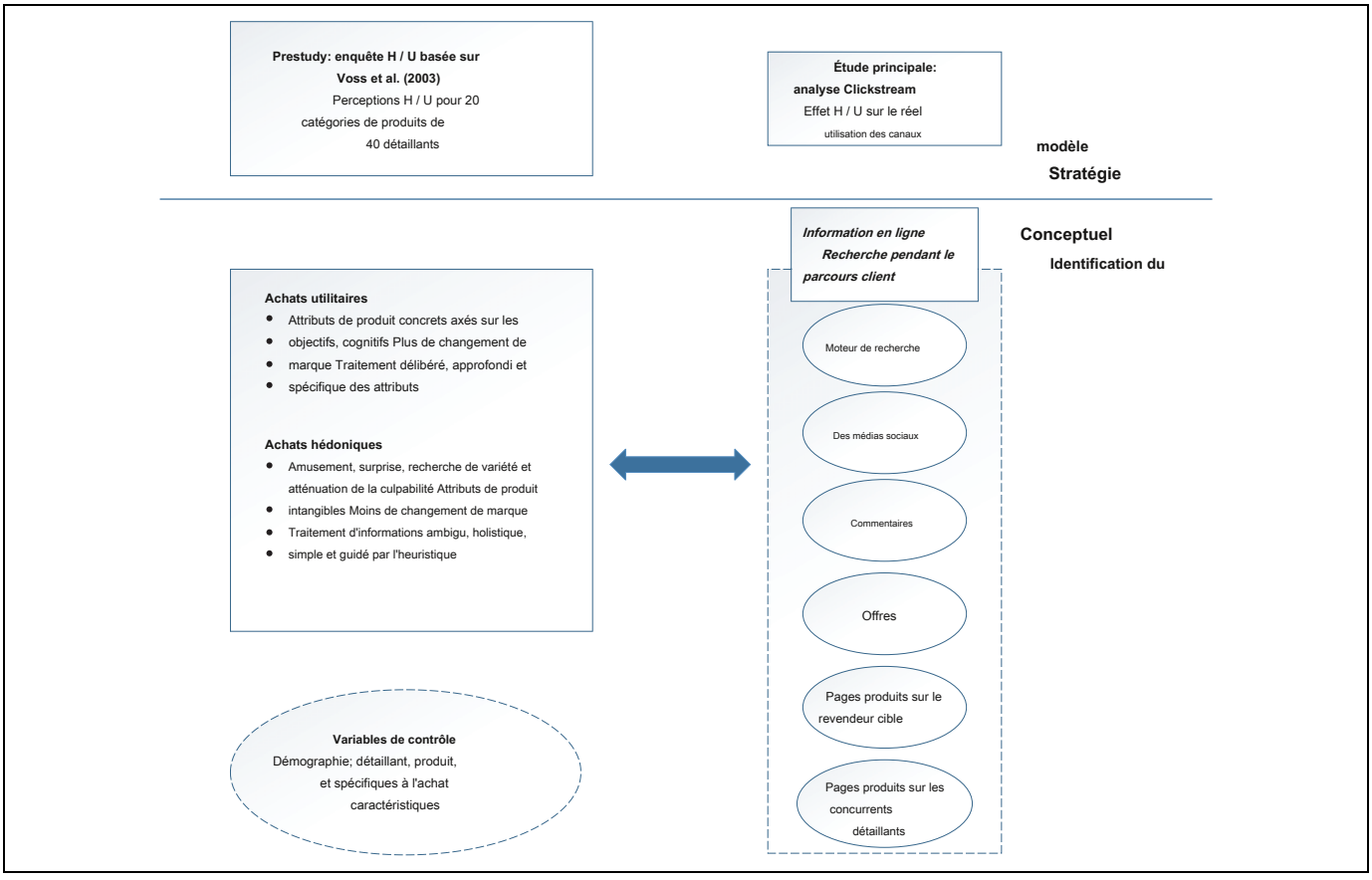

Figure 2. Stratégie d'identification et modèle conceptuel.

session (convertie ou non convertie), qui capture le processus de prise de décision d'un consommateur vers un achat réel ou prévu. Une session convertie indique un cycle d'achat en ligne pour un consommateur, commençant par une recherche d'informations sur différents canaux d'information et se terminant par un achat. En raison de la complexité de la recherche d'informations, ce cycle d'achat peut durer plusieurs jours.

La détermination de la durée du cycle d'achat est souvent difficile. La littérature existante a des résultats mitigés concernant la durée des cycles; selon le contexte de la recherche et les catégories de produits, elle peut aller de plusieurs jours à un mois (De Los Santos, Hortac¸su et Wildenbeest 2012; Johnson et al.
2004). Nous avons dérivé la durée du cycle d'achat pour chacune des 20 catégories de produits à partir des données comScore. L'intuition de notre méthode est que les consommateurs peuvent commencer un cycle d'achat en parcourant les pages de produits liées à une catégorie de produits voulue sur n'importe quel canal. Ainsi, notre algorithme a suivi leur première rencontre avec ces pages. L'Appendice Web W2 documente le processus en détail. La clé de cette méthode est de garantir que les URL des pages de produits puissent être correctement mappées à nos 20 catégories de produits. De nombreux sites Web de détaillants intègrent des noms ou des catégories de produits dans les URL des pages de produits. Par conséquent, nous avons développé un algorithme d'exploration de texte (décrit dans l'annexe Web W3) pour extraire les catégories de produits de ces URL. Cette méthode est propice à tous les détaillants, à l'exception d'Amazon et de Walmart, dont les URL des produits sont parfois codés avec des ID de produit. En conséquence, nous avons utilisé leur interface de programmation d'application de produit pour mapper les ID de produit à nos catégories de produits focales. Le cycle d'achat moyen pour chaque catégorie de produits est présenté dans le tableau W2.1 de l'annexe Web W2. Nous avons constaté que, bien que certaines catégories de produits présentent des cycles plus ou moins longs (par exemple, bureau, musique), la plupart des cycles durent environ 14 jours. Par conséquent, nous avons utilisé des fenêtres de 8 à 14, 2 à 7 et 0 à 1 jour pour capturer l'utilisation des canaux d'information des consommateurs aux stades précoce, intermédiaire et tardif, respectivement, de la voie des achats.

Chaque consommateur pourrait avoir plusieurs achats au cours de la période de deux ans, ce qui nous donne l'occasion de tenir compte des variations à la fois au niveau de la session et du consommateur. Pour attribuer proprement l'utilisation des canaux à un cycle d'achat unique, nous avons supprimé les achats qui se chevauchaient dans une fenêtre de 14 jours (20,78% des séances). De plus, nous avons constaté qu'environ 23,3% de ces achats impliquent plusieurs catégories de produits, ce qui pourrait compliquer notre analyse car ces achats multicatégories peuvent avoir plusieurs caractéristiques H / U. Par conséquent, nous avons également supprimé ces achats de notre étude.

Pour déterminer si l'effet H / U sur l'utilisation des canaux d'information n'est limité qu'aux sessions converties, nous avons également inclus des sessions non converties des mêmes consommateurs identifiés précédemment. Notez que nous examinons uniquement en ligne sessions non converties

pour ces consommateurs, car notre ensemble de données se limite au flux de clics sur le Web en ligne - il est possible qu'un consommateur n'ait pas acheté en ligne mais ait acheté par d'autres canaux (par exemple, hors ligne). Plus précisément, une session en ligne non convertie indique une visite du site Web avec un achat prévu (c'est-à-dire une navigation ciblée sur les produits) mais se termine avant la fin (par exemple, abandon du panier ou sortie du site Web avant d'ajouter des produits au panier). Bien que les données comScore signalent bien les sessions de flux de clics sans achats, nous ne savons pas si ces sessions ont des intentions d'achat de produits. Ainsi, les caractéristiques H / U de cette session n'ont pas pu être déterminées directement à partir des données comScore. Heureusement, nous pouvons utiliser la méthode d'exploration de texte décrite ci-dessus pour déduire les produits visés à partir des URL parcourues. Plus précisément, nous avons identifié les catégories de produits à partir de toutes les URL parcourues le jour d'une session clickstream. La catégorie qui reçoit la plus forte présence est considérée comme la catégorie de produits voulue. Nous avons trouvé cette méthode raisonnable, car les gens parcourent rarement les pages de produits à moins d'avoir une intention d'achat - seulement 4,6% des sessions de flux de clics non converties ont des vues de page de produit pendant le jour de la session. Par conséquent, nous incluons uniquement ce sous-ensemble de sessions avec des intentions d'achat dans notre ensemble de données non converties. De plus, pour chaque consommateur, nous avons supprimé toutes les sessions non converties qui exploitent les sessions converties (environ 28% supprimés) ou se chevauchent sur une fenêtre de 14 jours (environ 43% supprimé). De même, nous avons dérivé 8–14, 2–7 et 0 à 1 jour pour examiner respectivement les stades précoce, intermédiaire et tardif de la voie vers les non-achats.

Variable indépendante clé. Nous avons mené une enquête sur MTurk pour dériver nos variables indépendantes clés liées aux aspects H / U d'une catégorie de produit achetée chez un détaillant spécifique. Les détails de l'enquête sont fournis dans l'annexe Web W4. À la suite de Kushwaha et Shankar (2013), nous avons calculé un score hédonique composite (utilitaire) moyen en faisant la moyenne des scores des cinq éléments de l'échelle hédonique (utilitaire). Parce que H / U ont une faible corrélation de 0,16, nous avons utilisé des scores H / U distincts pour chaque combinaison de catégorie de détaillant. Pour tenir compte de l'hétérogénéité des perceptions H / U parmi les consommateurs, nous avons imputé les scores H / U pour les données de parcours de clics en utilisant les informations de l'enquête MTurk. Par conséquent, les consommateurs dont les caractéristiques démographiques varient dans le flux de clics auront des scores H / U différents malgré les mêmes achats dans la catégorie des détaillants. Finalement,

Variables dépendantes. L'utilisation des canaux d'information est définie comme le nombre d'URL de canaux visités correspondant à un moteur de recherche, aux médias sociaux, aux avis de tiers, aux offres, aux pages de produits vues sur les détaillants cibles et aux pages de produits vues sur les détaillants concurrents. Après des travaux antérieurs, les URL visitées ont été mappées sur six canaux à l'aide de la correspondance de jetons d'URL (Moe 2003). L'annexe Web W1 montre les catégories de produits pour identifier les détaillants concurrents (c.-à-d., Les détaillants offrant les mêmes catégories de produits sont considérés comme des concurrents), et l'annexe Web W5 présente l'ensemble des médias sociaux, des critiques de tiers et des sites de transactions inclus.

Variables de contrôle. Nous avons inclus plusieurs variables de contrôle pour corriger le biais de sélection qui se produit couramment dans l'analyse des données secondaires. Sur la base de ce principe et d'études antérieures (Huang, Lurie et Mitra 2009; Kushwaha et Shankar 2013), nous avons identifié cinq types de variables de contrôle:

1. Contrôles spécifiques au détaillant: Il est important de contrôler l'hétérogénéité des détaillants, car les principaux scores H / U des variables indépendantes se situent au niveau de la catégorie des détaillants, et les diverses stratégies de marketing des détaillants pourraient affecter l'utilisation des canaux (Valentini, Montaguti et Neslin 2011). Ainsi, nous avons inclus cinq types de contrôles au niveau du détaillant. Premièrement, nous avons utilisé le classement des 500 meilleurs détaillants sur Internet en 2014 pour approximer le rang de popularité de chaque détaillant. Deuxièmement, nous avons intégré le volume de visites dans le flux de clics de comScore pour tenir compte du classement de popularité des détaillants spécifique au panneau comScore. Troisièmement, nous avons utilisé le nombre de pages vues par utilisateur obtenu auprès d'Alexa (www.alexa.com) pour contrôler le niveau d'engagement des consommateurs avec différents détaillants. Quatrièmement, nous avons collecté le nombre de likes pour la page Facebook de chaque détaillant afin de contrôler leur présence sur les réseaux sociaux. Parce que tous ces contrôles sont très biaisés positivement, nous les avons transformés en log avant l'inclusion. Enfin, nous avons utilisé un vecteur de catégorie de produits à 20 dimensions pour représenter l'assortiment de produits de chaque détaillant. Plus précisément, chaque dimension correspond à une catégorie de produit, et la valeur dimensionnelle indique la proportion de cette catégorie achetée pendant une période de deux ans. Plus la proportion est élevée, plus la probabilité qu'il s'agisse d'une catégorie principale pour ce détaillant est grande.

2. Contrôle des catégories de produits: Nous avons inclus un mannequin S / E variable à contrôler pour les caractéristiques au niveau de la catégorie autres que H / U. L'affectation S / E pour chaque catégorie est basée sur la littérature antérieure (par exemple, Huang, Lurie et Mitra 2009). Par exemple, les produits pour la maison et le jardin sont des produits de recherche (S / E ¼ 1), et les produits de beauté et automobiles sont des biens d'expérience (S / E ¼ 0). En incluant ce contrôle, nous avons également l'intention d'illustrer empiriquement comment les deux perspectives divergentes se complètent, comme mentionné dans la section sur le développement conceptuel.

3. Expérience d'achat préalable: Selon Valentini, Montaguti et Neslin (2011), l'utilisation des canaux peut être déterminée par la dépendance de l'État: le nombre d'achats effectués par un consommateur auparavant. Par conséquent, nous avons inclus le nombre d'achats antérieurs, ainsi que le nombre d'achats spécifiques à la catégorie de produits prévue avant la session en cours, pour contrôler un éventuel changement systématique de l'utilisation des canaux au fil du temps.

4. Prix: Des recherches antérieures montrent que les caractéristiques H / U pourrait être corrélée avec la dichotomie du luxe et

les nécessités (Khan, Dhar et Wertenbroch, 2005). Ainsi, nous avons inclus le prix à contrôler pour l'utilisation des canaux en raison d'autres facteurs spécifiques aux catégories et aux détaillants. Notez que cette variable n'est disponible que pour les sessions converties.

5. Démographie: Études antérieures (par exemple, Inman, Shankar et Ferraro 2004) ont montré que des données démographiques telles que l'âge, la taille de la famille et l'éducation jouent un rôle important dans la détermination de l'utilisation des canaux. Par conséquent, nous avons inclus les informations démographiques des utilisateurs accompagnant le flux de clics de comScore en tant que contrôles au niveau du consommateur. Plus précisément, nous avons intégré la taille du ménage, l'âge, le sexe, l'éducation, le niveau de revenu et la présence d'enfants.

Pour tenir compte de l'hétérogénéité non observée des consommateurs dans l'utilisation des canaux d'information (en plus des données démographiques), nous avons adopté une approche bayésienne hiérarchique pour estimer les paramètres d'intérêt. Étant donné la complexité du modèle proposé, il est difficile d'estimer l'ensemble des données — le temps de calcul augmente considérablement avec le nombre de consommateurs. Nous avons remarqué que 55,70% des consommateurs n'ont effectué que deux achats en deux ans, mais n'ont occupé que 19,60% du total des transactions. Nous avons supprimé ces consommateurs sans perdre leur généralisabilité, ce qui a entraîné 22 751 sessions converties et 30 550 sessions non converties de 4 356 consommateurs sur une période de deux ans, générant environ 1,2 million de dollars de ventes totales. [1]

Notez que seulement 3 854 de ces consommateurs ont qualifié des sessions non converties. Une description détaillée de toutes les variables incluses dans notre modèle apparaît dans le tableau 2. Des statistiques résumées pour l'échantillon de 14 jours apparaissent dans l'annexe Web W6. Ces statistiques montrent que la plupart des variables d'utilisation et de contrôle des canaux sont différentes dans des conditions hédoniques et utilitaires.

Formulation du modèle. Nous avons développé un modèle multivarié multiniveau pour expliquer en quoi les modèles d'utilisation des canaux diffèrent des caractéristiques H / U et d'autres facteurs. Considérons un consommateur i qui a effectué un achat chez le détaillant j de catégorie k à l'occasion t. Ce consommateur peut utiliser M canaux pour recueillir les informations nécessaires tout au long du parcours client. L'utilisation du canal est indiquée par le nombre de visites d'URL sur chaque canal Y_{ijktm}. Étant donné que la distribution des visites URL est fortement biaisée positivement, nous avons transformé les visites en journal. Nous en ajoutons une aux observations où le nombre de visites est nul (Criscuolo et al.2019). Ainsi, notre modèle devient un modèle semi-journal et le 100 les paramètres de pente mesurent la variation en pourcentage de l'utilisation du canal d'information étant donné une variation absolue d'une unité des variables explicatives. Compte tenu du temps alloué aux achats, les consommateurs font des compromis entre l'utilisation des différents canaux. Pour saisir les interdépendances potentielles entre les six canaux de notre étude, nous laissons l'utilisation des canaux suivre une distribution normale multivariée. Suite à des études antérieures (par exemple, Li et Kannan 2014), nous considérons également

Tableau 2. Opérationnalisation des variables dans les données Clickstream.

Variable	Opérationnalisation
Variables dépendantes	
Chercher	Visites des moteurs de recherche (par exemple, Google, Bing, Yahoo)
Social	Visites de sites de médias sociaux (36 sites Web y compris Facebook, Twitter, Pinterest, etc.)
Traiter	Visites du site de l'offre (31 sites Web, y compris Slickdeals, eBates, Coupons, etc.)
La revue	Visites de sites d'examen par des tiers (32 sites Web y compris Consumer Reports, Epinions, Yelp, etc.)
ProdPage_Target	Vues de la page produit sur les détaillants cibles
ProdPage_Competitor	Vues de la page produit sur les concurrents détaillants (détaillants partageant les mêmes catégories de produits)
Variables indépendantes	
Hédonique	Score composite hédonique chez le détaillant-niveau de la catégorie (centré sur la moyenne générale)
Utilitaire	Score composite utilitaire au niveau de la catégorie des détaillants (centré sur la moyenne générale)
Variables de contrôle	
Rang	Classement des ventes moyennes transformé en journal pour chaque détaillant en 2014
VisitCS	Volume de visites transformé en journal pour chaque détaillant de comScore
PageViews / Utilisateur	Utilisateurs / utilisateurs de pages transformés en journaux chaque détaillant d'Alexa
Comme	Nombre de likes transformés en journal à chaque page Facebook du détaillant
Offre de produits	Un vecteur à 20 dimensions représentant offres de produits proportionnelles de chaque détaillant
S / E	Variable fictive représentant S / E pour chaque catégorie (recherche ¼ 1)
PurExp	Achats antérieurs avant le courant session
CatExp	Achats antérieurs liés à la focale catégorie de produit avant la session en cours
Prix	Prix du produit acheté (non disponible pour les sessions non converties)
Âge	Âge d'un client
Le sexe	Variables factices représentant sexe du client (femme ¼ 1)
le revenu	Ordinal à sept niveaux représentant le revenu niveau du ménage
HHSize	Variable ordinale à cinq niveaux représentant la taille du ménage
Éducation	Variable ordinale à cinq niveaux représentant le niveau d'éducation du client
Enfant	Variable fictive pour la présence de enfants dans le ménage (a un enfant ¼ 1)

[1] L'ensemble de données d'origine avant toute correspondance, élagage et échantillonnage contient 13 805 consommateurs effectuant 50 479 achats sur 40 sites Web, avec un chiffre d'affaires d'environ 2,7 millions de dollars.

hétérogénéité des consommateurs dans l'utilisation des canaux. Ainsi, nous développons un paramètre à plusieurs niveaux pour permettre à chaque consommateur d'avoir une interception d'utilisation de canal unique.

Niveau 1:

$$\ln \text{ré Oui}_{ijktm} \text{Þ ¼ une}_{\text{je suis}} \text{þ b}_{m1} \text{Hédonique}_{ijk} \text{þ b}_{m2} \text{Utilitaire}_{ijk} \text{þ c}_{m3} \text{PurExp}_{ii} \text{þ c}_{m4} \text{CatExp}_{ikt} \text{þ c}_{m5} \text{Prix}_{jk} \text{þ c}_{m6} S = E_k \text{þ c}_{m7} \text{Détaillant}_j \text{þ e}_{ijktm} \quad \text{ré 1 Þ}$$

$$e_{ijkt} \text{¼ e}_{ijkt1}; e_{ijkt2}; \ldots; e_{ijktM} \text{ T * MVN 0; X}_e$$

Niveau 2:

$$\text{une}_{\text{je suis}} \text{¼ une}_{m0} \text{þ ré}_{m1} \text{Démo}_{je} \text{þ u}_{\text{je suis}} \quad \text{ré 2 Þ}$$

$$u_{\text{je suis}} * N 0; s_2:$$

Dans le modèle de niveau 1, un $_{\text{je suis}}$ est une interception aléatoire qui permet une variation de l'utilisation des canaux de base entre les consommateurs. Hédonique $_{ijk}$ et utilitaire $_{ijk}$ sont des scores hédoniques et utilitaires centrés sur la moyenne générale pour une catégorie de produits k achetés chez un détaillant j, qui peuvent varier en fonction des caractéristiques du consommateur i. Nous avons contrôlé les prix des produits Prix $_{jk}$, expériences d'achat antérieures PurExp $_{ii}$ et CatExp $_{ikt}$, et l'hétérogénéité des catégories de produits S / E $_k$. Le modèle pour les sessions non converties est estimé séparément et n'a pas le contrôle Prix $_{jk}$. Les variables Retailer $_j$ aider à contrôler l'hétérogénéité des détaillants, comme le classement des ventes des détaillants (classement), le volume de visites (PurchaseCS), le trafic Alexa (PageViews / User), le nombre de likes sur la page des médias sociaux du détaillant (Like) et les offres proportionnelles de 20 catégories de produits pour chaque détaillant (ProductOffering). Étant donné qu'un consommateur dans nos données a en moyenne cinq sessions, mais que les contrôles des détaillants comportent 24 variables, nous avons choisi une autre voie pour identifier le modèle de niveau 1. Plus précisément, nous avons effectué le clustering K-means pour construire trois groupes de détaillants et inclure deux variables muettes dans notre modèle. Les détails du regroupement sont abordés dans la sous-section «Regroupement des détaillants». Par conséquent, c $_{m7}$ est un vecteur de paramètres correspondant aux variables du cluster de détaillants. Enfin, parce que ln (Y $_{ijktm}$) suit une distribution normale multivariée MVN (m, P $_{e}$), le terme d'erreur suit MVN (0, P $_{e}$), où P $_{e}$ est une variance – covariance matrice qui permet de corréler les termes d'erreur entre les canaux. En raison d'un manque de connaissances préalables sur le modèle de corrélation, nous autorisons P $_{e}$ être non structuré pour permettre des variance – covariance.

Pour le modèle de niveau 2, pour tenir compte de l'hétérogénéité entre les consommateurs, nous supposons $_{\text{je suis}}$ * N / a $_m$, s $_2$), où un $_m$ et s $_2$ mesurer l'effet moyen et la dispersion d'un $_{\text{je suis}}$ à travers les consommateurs, respectivement. une $_m$ peut être décomposé en une interception $_{m0}$ et l'effet des contrôles démographiques Demo $_{je}$, tels que l'âge, le sexe, le revenu, l'éducation, la taille du ménage (HHSize) et si un enfant est présent dans le ménage (enfant).

Regroupement des détaillants. En incorporant les 24 contrôles au niveau des détaillants, nous avons effectué le clustering K-means pour classer les 40 détaillants en un ensemble de clusters plus facile à gérer. En utilisant les critères d'évaluation appropriés, trois grappes ont émergé. Dans le modèle principal, nous omettons le cluster 1 comme cluster de base et introduisons deux variables muettes dans le modèle de niveau 1 pour tenir compte de l'hétérogénéité des détaillants. L'Appendice Web W7 décrit les détails du clustering, l'affectation de clustering spécifique pour chaque détaillant et une table centroïde de cluster qui décrit les caractéristiques des trois clusters.

Estimation du modèle. Nous avons estimé six modèles correspondant à 8–Fenêtres 14, 2–7 et 0–1 jour pour les sessions converties et non converties. Nous avons effectué un test de Kolmogorov – Smirnov sur les échantillons de paramètres obtenus à partir d'itérations Monte Carlo de la chaîne de Markov convergée pour évaluer la signification de la différence de pente pour les scores hédoniques et utilitaires entre les sessions converties et non converties. Nous avons effectué cette estimation du modèle multivarié multiniveau à l'aide d'un échantillonneur Gibbs programmé dans JAGS (Plummer 2003), avec des a priori non informatifs pour tous les paramètres. Pour favoriser l'efficacité de l'estimation et la facilité d'interprétation, nous avons divisé en médiane toutes les variables ordinales, y compris le revenu, la taille du ménage et l'éducation. Un contrôle de robustesse sur les données de 0 à 1 a révélé que la répartition médiane de ces variables ne change pas le signe et la signification de l'effet H / U. Les estimations finales sont des moyennes postérieures basées sur 40 000 itérations Monte Carlo de la chaîne Markov avec un facteur d'amincissement de 4, après 40 000 burn-ins. Pour évaluer la convergence des estimations du modèle, nous utilisons trois méthodes de diagnostic, y compris les diagnostics de Geweke (1992), les diagnostics de Gelman et Rubin (1992) et la taille effective de l'échantillon (Kass et al. 1998). Les statistiques de Geweke pour tous les paramètres sont inférieures à 1,96, confirmant que tous les paramètres ont atteint les distributions postérieures stationnaires. Nous exécutons deux chaînes supplémentaires avec différents ensembles de valeurs initiales avec le même nombre de burn-ins. Les facteurs de réduction d'échelle potentiels sont d'environ 1,001 (<1,2) pour tous les paramètres, soutenant la convergence des trois chaînes. La taille effective de l'échantillon est supérieure à 500 pour tous les paramètres, ce qui suggère que les échantillons précédents ne sont pas fortement autocorrélés avec les échantillons de la distribution postérieure.

Comparaison de modèles. Nous comparons le modèle proposé avec un modèle qui ne permet pas de variation dans l'utilisation des canaux de base entre les consommateurs (c'est-à-dire un modèle à un niveau sans u $_{\text{je suis}}$ terme) et un modèle univarié (c.-à-d. aucun élément hors diagonale pour P $_{e}$), en utilisant le critère d'information sur la déviance (DIC; Spiegelhalter et al. 2002) sur les données de la fenêtre 0–1. Notre modèle (DIC $_{\text{proposé}}$ ¼ 236 788) est nettement meilleur que les deux modèles de benchmarking (DIC $_{\text{fixé}}$ ¼ 261.370; DIC $_{\text{univar}}$ ¼ 485,641), suggérant une hétérogénéité substantielle des consommateurs et des interdépendances de canaux. Nous avons également estimé un modèle log-normal multivarié multivarié de Poisson (El-Basyouny, Barua et Islam 2014) sur les données de la fenêtre 0–1 et avons trouvé des résultats cohérents.

Résultats et discussion

Les tableaux 3 et 4 résument les moyennes postérieures de tous les paramètres des sessions converties et non converties avec des fenêtres de 8 à 14, 2 à 7 et 0 à 1 jour (stades précoce, intermédiaire et tardif,

Tableau 3. Effets H / U de la catégorie Détaillant sur l'utilisation des canaux d'information pour les sessions converties.

	Variables	Chercher	Social	La revue	Traiter	ProdPageTarget	ProdPageCompetitor
8 à 14 jours (tôt)	Intercepter	3.0489 ***	2,7999 ***	. 1960 ***	. 2195 ***	. 4172 ***	. 2025 ***
	Hédonique	. 0014	. 0043 ***	. 0006 *	. 0005	. 0017 **	. 0011 ***
	Utilitaire	. 0012	. 0001	. 0011 **	. 0004	. 0004	. 0014 ***
	Cluster2	. 0532	. 0559	. 0096	. 0257 *	. 1923 ***	. 0714 ***
	Cluster3	. 0603	. 0442	. 0056	. 0429 **	. 1004 ***	. 1301 ***
	S / E	. 0420	. 0408	. 0067	. 0026	. 0444 **	. 0174 *
	PurExp	. 0027	. 0085 ***	. 0018 ***	. 0020 ***	. 0018	. 0008
	CatExp	. 0030	. 0142 ***	. 0020	. 0012	. 0113 ***	. 0032 ***
	Prix	. 0002 **	. 0002	4.4E-05	2,93E-05	. 0001	7.11E-05
	Âge	. 0004	. 0001	. 0007 **	. 0002	. 0004	1.22E-05
	Le sexe	. 0623	. 1350 ***	. 0101	. 0073	. 0042	. 0098
	Éducation	. 0561	. 0337	. 0020	. 003	. 0303	. 0163
	le revenu	. 0372	. 0529	. 0112	. 0186	. 0283	. 0110
	Taille	. 0451	. 0141	. 007	. 0026	. 0378 *	. 0085
	Enfant	. 0899 *	. 0653	. 0228 **	. 0029	. 0319	. 004
	RMSE	2.0850	2,3596	. 5317	. 5894	1.0115	. 4976
2 à 7 jours (milieu)	Intercepter	3.0581 ***	2,7666 ***	. 1654 ***	. 2200 ***	. 5738 ***	. 2068 ***
	Hédonique	. 0011	. 0032 **	. 0007 **	. 0004	. 0017 **	. 0010 ***
	Utilitaire	. 0016	. 0003	. 0007	. 0009 **	. 0006	. 0006
	Cluster2	. 0552	. 0694	. 0013	. 0399 ***	. 0951 ***	. 0838 ***
	Cluster3	. 0608	. 0198	. 0069	. 023	. 1393 ***	. 1292 ***
	S / E	. 0602 *	. 0603 *	. 0012	. 0095	. 0090	. 0196 **
	PurExp	. 0003	. 0089 ***	. 0016 ***	. 0012 *	. 0026 **	. 0013 **
	CatExp	. 0016	. 0101 **	. 0032 ***	. 002	. 0090 ***	. 0040 ***
	Prix	. 0001	. 0003 **	2,57E-05	1.05E-05	. 0002 ***	2,56E-05
	Âge	. 0005	. 0002	. 0003	7.42E-06	. 0008	3.01E-05
	Le sexe	. 0453	. 0993 **	. 0069	. 0012	. 0218	. 0089
	Éducation	. 0896 *	. 0074	. 0061	. 0168	. 0090	. 0117
	le revenu	. 0564	. 0790	. 0011	. 0043	. 0004	. 0085
	Taille	. 0621	. 0738	. 0198 *	. 0058	. 0445 **	. 0135
	Enfant	. 0850 *	. 0982 *	. 0282 ***	. 0082	. 0420 *	. 0007
	RMSE	2.0126	2.2993	. 5053	. 5615	1.0472	. 4735
0 à 1 jour (en retard)	Intercepter	2.0804 ***	1,7121 ***	. 0342 ***	. 1910 ***	1,5028 ***	. 1270 ***
	Hédonique	. 0001	. 0039 ***	. 0001	. 0005 **	. 0013 *	. 0006 ***
	Utilitaire	. 0023 *	. 0012	. 0004 *	. 0004	. 0022 **	. 0009 ***
	Cluster2	. 0070	. 0019	. 0144 **	. 1131 ***	. 3883 ***	. 0675 ***
	Cluster3	. 0200	. 0192	. 0069	. 0512 ***	. 5002 ***	. 1089 ***
	S / E	. 0362	. 0462 *	. 0028	. 0019	. 0201	. 0178 ***
	PurExp	. 0017	. 0072 ***	. 0010 ***	. 0008 *	. 0088 ***	. 0007 *
	CatExp	. 0019	. 0037	. 0023 ***	. 0014	. 0022	. 0029 ***
	Prix	. 0001	. 0001	1.11E-05	8.45E-06	. 0003 ***	4.65E-05 **
	Âge	. 0006	. 0010	4.95E-05	. 0002	. 0007	1,86E-05
	Le sexe	. 0417	. 0904 **	. 0015	. 0045	. 0257	. 0034
	Éducation	. 1034 ***	. 0271	. 0034	. 0225 ***	. 0025	. 0102
	le revenu	. 0342	. 0363	. 0035	. 0122	. 0077	. 0033
	Taille	. 0651 *	. 0569	. 0054	. 0055	. 0276	. 0094
	Enfant	. 0610 *	. 0628	. 0059	. 0087	. 0469 **	. 0010
	RMSE	1,5849	1.7677	. 2392	. 3649	1.0463	. 3274

* 90% de l'intervalle HPD ne contient pas 0.

* * 95% de l'intervalle HPD ne contient pas 0.

* * * 99% de l'intervalle HPD ne contient pas 0.

Remarques: Hédonique ¼ score hédonique centré sur la moyenne; Utilitaire ¼ score utilitaire centré sur la moyenne; RMSE ¼ racine quadratique moyenne.

ci-après). Nous avons utilisé les intervalles de densité postérieure (HPD) les plus élevés pour évaluer la signification des paramètres du modèle. Conformément à la littérature antérieure (par exemple, Huang, Lurie et Mitra 2009), nous avons constaté que l'utilisation d'au moins certains canaux d'information diffère selon le S / E, la séquence d'achat, le détaillant caractéristiques et démographie. Dans les sous-sections suivantes, nous discutons des changements dans l'utilisation des canaux de base tout au long du parcours client. Par la suite, nous discutons des effets H / U spécifiques au canal en utilisant un produit hédonique typique (jouets) et un produit utilitaire représentatif (fournitures de bureau).

Tableau 4. Effets H / U de la catégorie Détaillant sur l'utilisation des canaux d'information pour les sessions non converties.

	Variables	Chercher	Social	La revue	Traiter	ProdPageTarget	ProdPageCompetitor
8 à 14 jours (tôt)	Intercepter	3,3920 ***	3.0655 ***	. 1679 ***	. 2556 ***	. 2575 ***	. 1494 ***
	Hédonique	. 0011	. 001	. 0004	. 0002	. 0022 ***	. 0005 *
	Utilitaire	. 0012	. 001	. 0005	. 0007	. 0012	. 0021 ***
	Cluster2	. 2878 ***	. 3196 ***	. 0768 ***	. 0025	. 5789 ***	. 0204
	Cluster3	. 1228 **	. 1828 ***	. 0139	. 0063	. 0194	. 0626 ***
	S / E	. 0147	. 0011	. 0063	. 0018	. 0234	. 0134 *
	PurExp	. 0192 ***	. 0036	. 0001	. 0048 ***	. 0323 ***	. 0055 ***
	CatExp	. 0337 ***	. 0485 ***	. 0045	. 0063 **	. 0375 ***	. 0055 **
	Âge	. 0019	. 0002	. 0004	. 0002	. 0003	. 0005
	Le sexe	. 0911 **	. 1747 ***	. 004	. 0145	. 0042	. 0093
	Éducation	. 0481	. 0202	. 008	. 0028	. 0110	. 0190
	le revenu	. 0195	. 0292	. 0192	. 0185	. 0197	. 0044
	Taille	. 0420	. 1431 **	. 0057	. 0217	. 0172	. 0091
	Enfant	. 0833 *	. 1543 **	. 0044	. 0673 ***	. 0357	. 015
	RMSE	1,7080	2.1904	. 6161	. 6609	1.1497	. 5308
2 à 7 jours (milieu)	Intercepter	2,9275 ***	2,6771 ***	. 1241 ***	. 1414 ***	. 1451 ***	. 0748 ***
	Hédonique	. 001	. 0005	. 0003	. 0002	. 0017 ***	. 0001
	Utilitaire	. 0023	. 0032 **	. 0002	. 0013 ***	. 001	. 0017 ***
	Cluster2	. 2486 ***	. 2742 ***	. 0297 **	. 0046	. 4328 ***	. 0365 ***
	Cluster3	. 1070 ***	. 1118 ***	. 0064	. 0025	. 0879 ***	. 0540 ***
	S / E	. 0114	. 0131	. 0106 *	. 0097	. 0049	. 0152 ***
	PurExp	. 0100 ***	. 0105 ***	. 0004	. 0030 **	. 0157 ***	. 0011
	CatExp	. 0280 ***	. 0268 ***	. 002	. 0028	. 0327 ***	. 0028
	Âge	. 0004	. 0002	. 0003	. 0001	. 0003	. 0002
	Le sexe	. 1520 ***	. 0551 **	. 0316	. 0045	. 0196	. 0015
	Éducation	. 1955 ***	. 0241	. 0377	. 0216	. 0385	. 0119
	le revenu	. 013	. 0476	. 0079	. 0108	. 0257	. 0057
	Taille	. 0042	. 0246	. 0019	. 0005	. 0162	. 0107
	Enfant	. 0022	. 0103	. 0194	. 0161	. 0216	. 0013
	RMSE	1,6488	2.1038	. 4697	. 5086	. 9949	. 4044
0 à 1 jour (en retard)	Intercepter	2,3640 ***	1,9460 ***	. 0623 ***	. 1132 ***	1,6675 ***	. 1569 ***
	Hédonique	. 0005	. 0025 ***	. 0002	. 0002	. 0005	. 0010 ***
	Utilitaire	. 0008	. 0010	. 0009 ***	. 0003	. 0025 ***	. 0001
	Cluster2	. 2212 ***	. 2593 ***	. 0217 ***	. 0170 *	. 0716 ***	. 0635 ***
	Cluster3	. 1163 **	. 0934	. 0216 *	. 0026	. 1985 ***	. 1073 ***
	S / E	. 0016	. 0279	. 0058	. 0022	. 0462 ***	. 0220 ***
	PurExp	. 0029	. 0133 ***	. 0002	. 0022 ***	. 0131 ***	. 0033 ***
	CatExp	. 0125 **	. 0118 *	. 002	. 0049 ***	. 0159 ***	. 0086 ***
	Âge	. 0007	. 003	3,74E-05	. 0003	. 0007	. 0001
	Le sexe	. 0450	. 1198 ***	. 0061	. 0071	. 0057	. 0046
	Éducation	. 0085	. 0356	. 0008	. 0205	. 0374	. 0014
	le revenu	. 0023	. 0328	. 0054	. 0018	. 0077	. 0085
	Taille	. 0307	. 0708	. 0010	. 0039	. 0064	. 0029
	Enfant	. 0656 *	. 1101 **	. 0015	. 0192 **	. 0043	. 0028
	RMSE	1,3285	1,7685	. 3033	. 3521	. 7641	. 3713

* 90% de l'intervalle HPD ne contient pas 0.

* * 95% de l'intervalle HPD ne contient pas 0.

* * * 99% de l'intervalle HPD ne contient pas 0.

Remarques: Hédonique ¼ score hédonique centré sur la moyenne; utilitaire ¼ score utilitaire centré sur la moyenne; RMSE ¼ racine quadratique moyenne.

Utilisation dynamique des canaux tout au long du parcours client

Nous avons calculé le nombre quotidien moyen de visites dans chacune des fenêtres d'achat (c.-à-d. Les interceptions des modèles au stade précoce, intermédiaire et avancé) pour les six canaux numériques, comme le montre la figure 3. L'utilisation quotidienne des canaux (interception) varie significativement à travers différentes fenêtres temporelles, confirmant des études antérieures (Johnson et al.2004; Moe 2006; Valentini, Montaguti et Neslin 2011) montrant que les consommateurs utilisent des canaux à intensités différentes tout au long du parcours client. Plus précisément, l'utilisation des six canaux augmente vers l'achat final, ce qui confirme qu'ils sont des canaux de recherche d'informations importants pour les achats en ligne. Du milieu à la fin du parcours, l'augmentation du taux de consultations des pages de produits sur le site Web du détaillant cible (ProdPage_Target) est supérieure à celle des pages de produits sur les sites Web concurrents (ProdPage_Competitor), ce qui suggère un verrouillage des consommateurs, cohérent avec

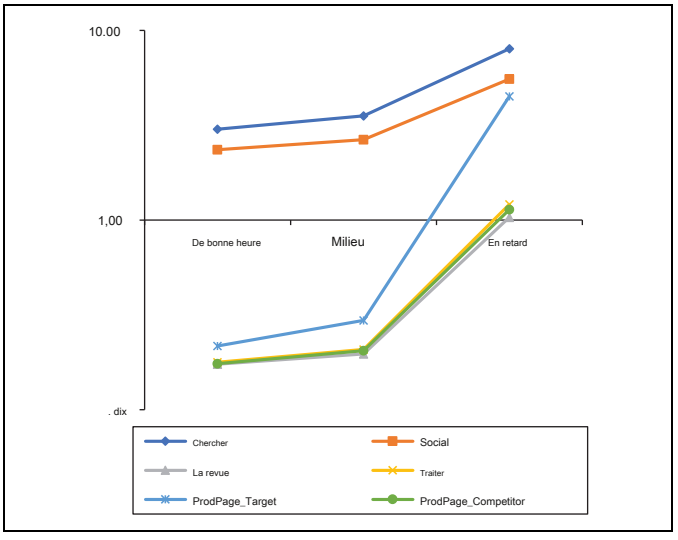

Figure 3. Utilisation quotidienne moyenne des canaux (interception) pour trois étapes du parcours client.

Remarques: Nous calculons l'utilisation quotidienne moyenne des canaux en exposant les interceptions des modèles des stades précoce (8 à 14 jours), intermédiaire (2 à 7 jours) et tardif (0 à 1 jour) divisé par le nombre de jours dans chaque fenêtre de temps. L'axe des y est à l'échelle logarithmique. L'axe des abscisses illustre les étapes précoce, intermédiaire et tardive du parcours client.

des constatations antérieures selon lesquelles les consommateurs réduisent graduellement leur considération tout au long du parcours client (Johnson et al. 2004; Moe 2006). Enfin, la covariance entre l'utilisation des canaux est importante, vérifiant une interdépendance considérable entre les utilisations des canaux. Plus précisément, pour les sessions converties, l'utilisation des moteurs de recherche et des réseaux sociaux est fortement corrélée (par exemple, corrélation ¼. 54 pour le stade avancé), ce qui représente une forte co-utilisation de ces deux canaux d'information. De plus, vers la fin de l'achat, les pages de produits vues sur les sites Web cibles sont les plus corrélées avec le reste des autres canaux (corrélation moyenne ¼. 21) mais les pages de produits vues sur les sites concurrents sont les moins corrélées (corrélation moyenne ¼

.09), indiquant un effet d'entonnoir de la recherche d'informations sur les sites Web cibles.

Effet H / U sur l'utilisation des canaux

Pour les sessions converties décrites dans le tableau 3, l'utilisation de six canaux d'information varie considérablement en fonction des caractéristiques H / U des achats et selon les différentes étapes. Étant donné que le score H / U suit une échelle de 0 à 100, un changement d'unité du score H / U sur une échelle de 100 points équivaudrait à un changement de 1% du score H / U. Dans notre configuration de modèle de semi-journal, étant donné que b est le paramètre du score H / U, a 1% le changement du score H / U, conditionnel aux autres caractéristiques d'achat d'un consommateur focal, correspondra à un 100 b variation en pourcentage de l'utilisation du canal d'information. Par exemple, le paramètre significatif .0039 (p < . 01) du score hédonique sur les réseaux sociaux pendant la fenêtre tardive (0-1 jour) indique qu'une augmentation de 1% du score hédonique à la fin du voyage conduit à une

. 39% augmentation de l'utilisation des médias sociaux. En général, nous constatons qu'un 1% l'augmentation du score Hedonic implique une plus grande utilisation des médias sociaux (début: 0,43%, milieu: 0,32%, fin: 0,39%) et plus de pages de produits vues sur le site des détaillants cibles (début: 0,17%, milieu : .17%). De plus, une augmentation de 1% du score utilitaire est associée à une forte utilisation des moteurs de recherche (fin:

.23%), les avis de tiers (tôt: .11%, tard: .04%) et les sites de transactions (milieu: .09%).

Contrairement aux sessions converties, les effets H / U sont différents pour les sessions non converties décrites dans le tableau 4. Par exemple, l'effet du score hédonique sur les réseaux sociaux est atténué (unconv_late: 0,25% vs conv_late: 0,43%; p < . 05) sur la base d'un test de Kolmogorov – Smirnov et des signes d'utilisation du site de l'offre (unconv_mid: . 13% vs conv_mid: .09%) et page produit vues sur les détaillants cibles (unconv_early: . 22% contre v_early: .17%; unconv_mid: . 17% contre conv_mid: 0,17%) sont retourné, suggérant que les effets H / U pourraient être potentiellement liés à la conversion. Pour comparer les effets différentiels H / U à différentes étapes du parcours client pour les sessions converties et non converties, nous avons sélectionné un produit hédonique typique: les jouets (Hedonic ¼ 10,82; Utilitaire ¼? 5.15) —et un produit utilitaire typique — les fournitures de bureau (Hedonic ¼

15,92; Utilitaire ¼ 6.55) —et visualiser leur variation en pourcentage dans l'utilisation des canaux par rapport à un produit avec les scores H / U moyens (H ¼ 59,86; U ¼ 66,35) [2] dans la figure 4, panneaux A – D. Sur la base de cette sélection, nous discutons ensuite des canaux importants pour les achats hédoniques et utilitaires à différentes étapes du parcours client. Le tableau 5 présente un résumé de ces résultats.

Canaux importants pour les achats hédoniques

Pour les sessions converties, les achats de jouets (hédoniques) utilisent un plus grand niveau de médias sociaux que les achats de fournitures de bureau (utilitaires), avec une moyenne de 10% plus d'utilisation des canaux tout au long du cycle d'achat (jouets précoces: 4,65% par rapport aux premiers bureaux: 6,85%; jouets intermédiaires: 3,46% par rapport au middle office: 5,09%; jouets tardifs: 4,22% vs bureaux tardifs: 6,21%). De plus, l'effet hédonique pour l'utilisation des médias sociaux augmente légèrement vers la fin du parcours client (jouets moyens: 3,46% contre jouets tardifs: 4,22%), indiquant que les gens peuvent utiliser davantage le canal des médias sociaux lorsqu'ils ont un achat relativement clair intention. Cette constatation complète bien la littérature sur les médias sociaux (Kim et Ko 2012; Malhotra, Malhotra et See 2012; Naylor, Lamberton et West 2012) en montrant qu'en plus de solliciter des achats impulsifs, les médias sociaux pourraient être devenus un canal d'information qui les consommateurs utilisent pour rechercher proactivement des informations (par exemple, trouver des photos de produits sur Instagram). Cependant, l'effet hédonique positif sur l'utilisation des médias sociaux est beaucoup plus faible pour les sessions non converties que pour les sessions converties (p < . 05), suggérant que

[2] Les scores hédoniques et utilitaires sont des scores centrés sur la moyenne; les scores H et U sont des scores originaux.

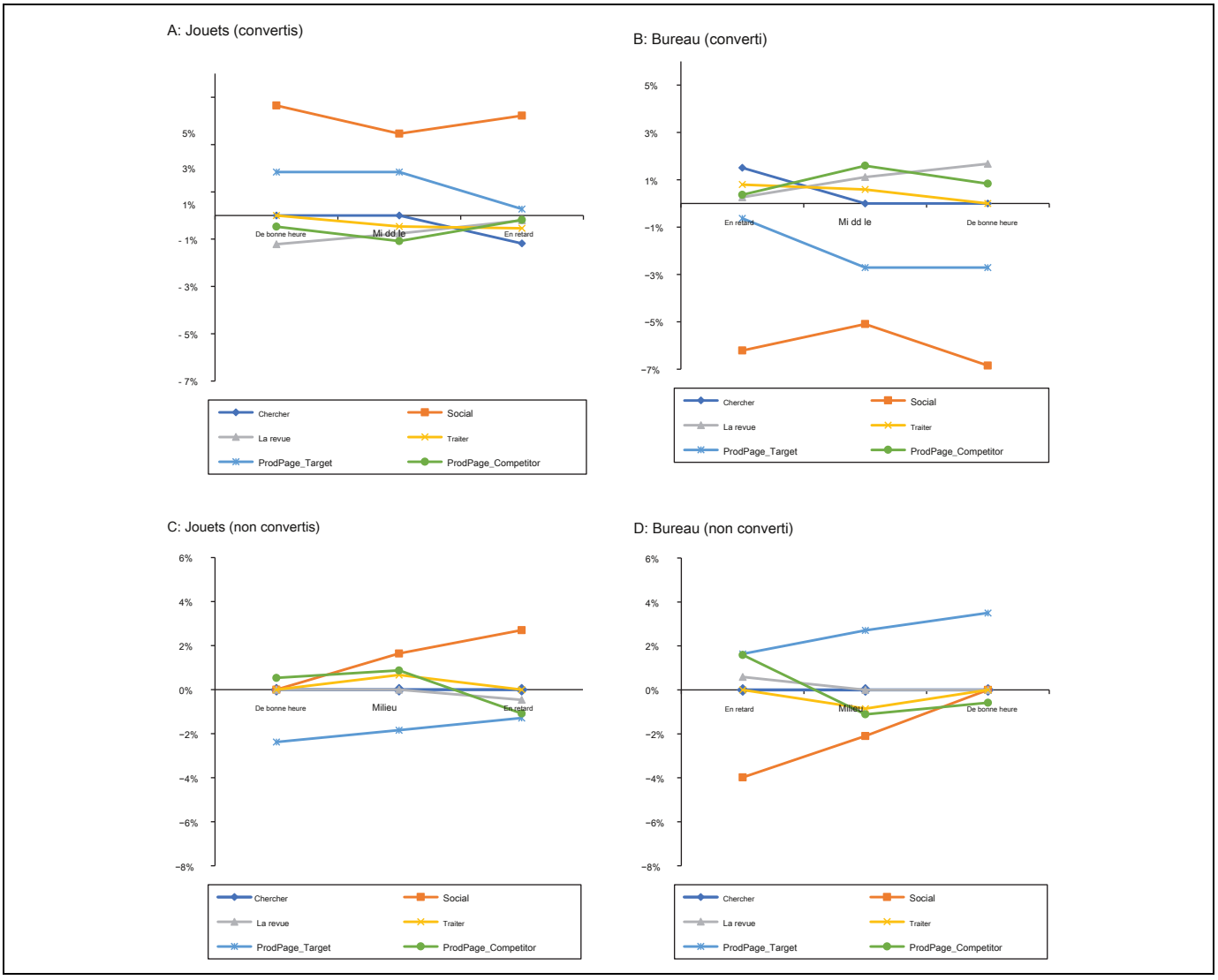

Figure 4. Différences de pourcentage d'utilisation des canaux pour les achats hédoniques et utilitaires.

Remarques: Hédonique et utilitaire sont des scores H / U centrés sur la moyenne; H et U sont les scores H / U d'origine. Les jouets représentent un produit hédonique typique (Hedonic ¼ 10,82; Utilitaire ¼? 5.15); Office représente un produit utilitaire typique (Hedonic ¼? 15,92; Utilitaire ¼ 6,55). Pour tous les panneaux, l'axe des Y reflète la variation en pourcentage de l'utilisation des canaux pour les jouets et le bureau par rapport à un produit avec des scores H / U originaux moyens (H ¼ 59,86; U ¼ 66,35). L'axe des abscisses représente les étapes précoce (8 à 14 jours), intermédiaire (2 à 7 jours) et tardive (0 à 1 jour) d'un parcours client de 14 jours.

Tableau 5. Résumé des résultats: les canaux d'information utilisés à différentes étapes du parcours client varient selon les caractéristiques du produit et la conversion d'achat.

Étape de	Produit hédonique		Produit utilitaire	
Parcours client	Achats	Non achats	Achats	Non achats
Tôt (8 à 14 jours)	Social Media ProdPage_Target		Commentaires	
Moyen (2 à 7 jours)	Social Media ProdPage_Target	Offres sur les réseaux sociaux	Avis Offres ProdPage_Other	
Tard (0–1 jours)	Des médias sociaux	Des médias sociaux	Offres sur les moteurs de recherche	Avis Offres ProdPage_Other

un plus grand niveau d'utilisation des médias sociaux pourrait être plus utile pour réaliser des achats hédoniques.

Ces résultats renforcent l'importance des aspects émotifs et sociaux au cours du processus d'achat hédonique mis en évidence par des recherches antérieures dans le domaine H / U (Arnold et Reynolds 2003; Novak, Hoffman et Duhachek 2003) et soutiennent les notions selon lesquelles les médias sociaux sont plus efficaces pour le marketing viral des produits hédoniques (Berger et Schwartz 2011) et que les connexions sociales en ligne sont plus influentes pour les dépenses hédoniques (Park et al.2018). De plus, étant donné que les médias sociaux sont utilisés par les achats hédoniques pour les sessions converties et non converties (avec différentes tailles d'effet), le marketing des médias sociaux pourrait être plus efficace pour atteindre les consommateurs potentiels et améliorer la conversion.

Il est important de noter que nos résultats concernant l'utilisation des médias sociaux sont de nature corrélationnelle et les inférences causales doivent être faites avec prudence. Pour des raisons de confidentialité, nous ne pouvons pas voir ce que les gens consultent sur les réseaux sociaux. Bien que les différences d'utilisation des médias sociaux entre les produits et au fil du temps nous donnent une certaine confiance dans la formulation de recommandations prescriptives, et ces résultats sont renforcés par d'autres études (Colicev et al.2018; Colicev, Kumar et O'Connor 2019; Hughes, Swaminathan et Brooks 2019), la mise en garde susmentionnée demeure.

En outre, les achats hédoniques impliquent davantage de pages de produits vues sur les détaillants cibles jusqu'à deux semaines avant la conversion, avec jusqu'à 4,55% différence entre les achats de jouets et de fournitures de bureau (jouets précoces: 1,84% vs début de bureau: 2,71%), présentant un effet d'entonnoir vers les achats finaux. Cependant, cet effet est inversé pour les sessions non converties (premiers jouets: 2,38% vs early office: 3,50%), ce qui suggère que les consommateurs qui recherchent des produits hédoniques pourraient parcourir plus de pages de produits sur des détaillants concurrents et y effectuer des achats, conduisant à une non-conversion sur le site du détaillant focal. Cette constatation révèle que suffisamment de pages de produits sur le site vues jusqu'à deux semaines avant la conversion sont cruciales pour réaliser des achats hédoniques, à l'appui de la notion que les consommateurs ayant des achats hédoniques présentent un niveau plus élevé d'«attachement affectif» (Chaudhuri et Holbrook 2001) envers les marques des détaillants et sont moins susceptibles d'adopter un comportement de changement de marque (Kim et Ko 2012).

Enfin, alors que les sites de promotions sont moins utilisés pour les achats hédoniques que pour les achats utilitaires vers la fin du parcours client pour les sessions converties (jouets intermédiaires: [illegible] .46% vs middle office: .59%; jouets tardifs: [illegible] .54% vs retard: 0,80%), cet effet est inversé pour les sessions non converties (jouets du milieu: [illegible] .67% vs middle office: [illegible] .85%). Des recherches antérieures ont suggéré que les consommateurs qui achètent des produits hédoniques peuvent adopter un comportement de justification de la culpabilité (par exemple, Khan et Dhar 2010; Okada 2005) en recherchant des offres. Les consommateurs le faisaient-ils pendant la phase intermédiaire du parcours client dans les sessions non converties? Étant donné que notre ensemble de données ne contient pas d'informations sur les types d'offres consultées par les consommateurs, nous ne sommes pas en mesure d'étudier l'association exacte entre les visites et la non-conversion (par exemple, cette non-conversion est-elle due à un niveau de remise insatisfaisant?). Des recherches futures avec des données plus granulaires pourraient enquêter sur ce mécanisme de justification de la culpabilité dans le parcours client.

Canaux importants pour les achats utilitaires

Comme l'illustre la figure 4, panneau B, les consommateurs effectuant des achats utilitaires tels que des fournitures de bureau utilisent davantage d'avis de tiers (début de bureau: 1,68% par rapport aux premiers jouets: 1,21%; middle office: 1,11% vs jouets intermédiaires: [illegible] .76%) au début et milieu du parcours client. Ils visitent également les pages de produits des détaillants concurrents plus souvent (middle office: 1,59% vs middle toys: 1,08%) au milieu du voyage. De plus, les consommateurs démontrent une plus grande utilisation des moteurs de recherche [3] (bureau tardif: 1,51% par rapport aux jouets tardifs: [illegible] 1,18%) et les sites de transactions (milieu bureau: 0,59% par rapport aux jouets intermédiaires: [illegible] 46%) et retard de bureau: 0,80% par rapport au jouets: [illegible] .54%) vers la fin du parcours client. [4]

Ces résultats sont cohérents avec les mécanismes cognitifs discutés dans la littérature H / U (Novak, Hoffman et Duhachek 2003). Les achats utilitaires sont souvent rationnels et axés sur les objectifs, dans le but d'optimiser la décision d'achat. Avec des attributs utilitaires plus tangibles et bien définis, les canaux d'information qui facilitent la recherche flexible et directe et permettent des comparaisons pratiques entre les alternatives, telles que les moteurs de recherche et les sites de révision tiers, pourraient être particulièrement utiles. En outre, la différenciation moins étendue associée aux produits utilitaires facilite la comparaison des consommateurs entre les détaillants (Noble, Griffith et Weinberger 2005). Ainsi, les achats utilitaires impliquent plus de pages de produits vues sur les détaillants concurrents que les achats hédoniques.

Pour les sessions non converties illustrées à la figure 4, Panel D, les schémas observés pour les sessions converties sont atténués aux premiers et moyens stades du parcours client. En fait, nous constatons que les modèles globaux d'utilisation des canaux à un stade avancé pour les sessions non converties ressemblent davantage aux modèles d'utilisation des canaux à un stade précoce des sessions converties. Ainsi, l'analyse de l'utilisation des canaux dans les sessions qui n'ont pas conduit à l'achat est importante et pourrait être considérée comme une recherche d'informations au début d'un entonnoir d'achat. En résumé, nous avons constaté que les moteurs de recherche, les avis, les sites de vente et les pages de produits des détaillants concurrents sont importants pour les achats utilitaires, et nous pensons que la non-conversion liée aux achats utilitaires pourrait être due à une recherche d'informations insuffisante et à des comparaisons alternatives.

Discussion générale

Contributions théoriques

Cette étude apporte plusieurs contributions importantes à la littérature établie sur la consommation hédonique et utilitaire, la

[3] L'utilisation des moteurs de recherche pour les achats utilitaires est marginalement significative, ce qui indique potentiellement qu'avec l'augmentation des fonctionnalités expérientielles et des stratégies de marketing des moteurs de recherche (SEM) en constante amélioration, l'importance des moteurs de recherche pour les achats hédoniques augmente, réduisant ainsi l'effet H / U.

[4] Comme pour les médias sociaux, les considérations de confidentialité nous empêchent d'observer ce que les gens recherchent sur les moteurs de recherche. Par conséquent, ces attributions d'effets de recherche sont de nature corrélationnelle.

la recherche émergente sur le parcours client et la littérature naissante sur le marketing Big Data. Premièrement, nous étendons les recherches antérieures sur le parcours client sur l'utilisation des canaux d'information en ligne (par exemple, Kushwaha et Shankar 2013; Li et Kannan 2014; Neslin et Shankar 2009) en introduisant un angle social / psychologique. En plus de la perspective centrée sur l'utilité des canaux d'information préachat, nous constatons que les mécanismes affectifs tels que la recherche du plaisir et l'attachement affectif documentés dans la littérature H / U (Arnold et Reynolds 2003; Chaudhuri et Holbrook 2001) ont des implications importantes pour l'utilisation des canaux d'information (Lamberton et Stephen 2016). Par exemple, nous constatons que les achats hédoniques (par exemple, les jouets) utilisent les médias sociaux jusqu'à 10% plus que leurs homologues utilitaires (par exemple, les fournitures de bureau) tout au long du cycle d'achat et sont moins susceptibles de changer de marque de détaillant en naviguant sur les sites Web des détaillants concurrents. Ainsi, nous utilisons de nouveaux angles pour étudier les choix de canaux d'information liés aux achats en ligne et étendre la littérature H / U en testant ses prédictions dans le contexte du parcours client (Batra et Keller 2016).

Deuxièmement, notre étude fournit une vue plus nuancée des modèles d'utilisation des canaux dynamiques pendant les chemins d'achat. Nos résultats mettent en évidence l'importance de considérer l'effet temporel dans la littérature du parcours client. En examinant les étapes précoce, intermédiaire et tardive du parcours client, nous pouvons obtenir des informations plus exploitables. Par exemple, nous constatons que les pages de produits consultées sur les détaillants qui effectuent des transactions sont différentes entre les achats hédoniques et utilitaires jusqu'à deux semaines avant la conversion, et que les sites de promotions sont visités par les consommateurs effectuant des achats utilitaires une semaine avant l'achat final. Ces résultats nuancés indiquent que lors du déploiement de stratégies de marketing-mix, de publicité et de promotion, les gestionnaires peuvent vouloir laisser une fenêtre plus longue pour que ces stratégies soient efficaces. En résumé,

Troisièmement, nous fournissons un cadre pratique pour incorporer des échelles H / U dans le contexte d'achat en ligne. Contrairement aux études précédentes qui avaient opérationnalisé les caractéristiques H / U au niveau de la catégorie de produit, nous fournissons un point de vue de catégorie de vente au détail plus nuancé. Notre enquête a révélé que des catégories de produits similaires vendues chez différents détaillants (par exemple, l'électronique chez Home Depot vs Amazon) reçoivent des scores H / U différents en raison des caractéristiques des marques des détaillants. Les gestionnaires peuvent tirer parti de nos échelles pour comprendre leurs positions H / U par rapport à leurs concurrents (voir la figure 1 comme exemple pour Home Depot vs Amazon). Par la suite, ces scores H / U au niveau de la catégorie de détaillant pourraient être connectés à notre modèle multivarié à plusieurs niveaux pour identifier les points de contact efficaces parmi les différentes catégories de produits (comme indiqué dans nos jouets contre exemple de bureau dans la figure 4) ou chez différents détaillants. Par conséquent, nous contribuons à la littérature H / U en soulignant la nécessité de prendre en compte les différences de marque des détaillants dans les perceptions H / U de la catégorie de produits et en plaçant les échelles H / U dans le contexte de la gestion des points de contact (Kannan et Li 2017).

Enfin, nous contribuons à la littérature grandissante du marketing Big Data (Bradlow et al. 2017; Kitchens et al. 2018; Sudhir 2016; Wedel et Kannan 2016) en démontrant le grand potentiel débloqué par le «Big Data» grâce à une approche multidimensionnelle et multiméthode . En combinant des données primaires et secondaires, nous illustrons comment les données primaires restent un complément important aux données de flux de clics à grande échelle en fournissant un enrichissement perceptuel critique. Pour intégrer ces sources de données et exploiter les riches informations intégrées dans des téraoctets de données, nous utilisons l'analyse d'enquêtes, l'exploration de texte, l'apprentissage automatique et la modélisation bayésienne. Notre modèle multivarié multiniveau prend soigneusement en compte l'interdépendance des canaux ainsi que l'hétérogénéité des clients, des détaillants et des produits à travers une approche bayésienne hiérarchique, fournir un cadre viable pour de futures recherches sur le parcours client. En conséquence, l'étude couvre six canaux et 20 catégories de produits vendus chez 40 détaillants Internet de premier plan avec 115 combinaisons de catégories de détaillants, avec plus d'un million de dollars de ventes sur une période de deux ans. À notre connaissance, il s'agit de la première étude qui intègre un ensemble aussi complet de canaux, catégories de produits et détaillants dans la documentation sur le parcours client. Les futures recherches marketing sur le Big Data pourraient utiliser notre approche comme cadre pour intégrer plusieurs sources de données englobant à la fois des données primaires et secondaires à grande échelle et en tirer des «grandes» perspectives en conséquence. À notre connaissance, il s'agit de la première étude qui intègre un ensemble aussi complet de canaux, catégories de produits et détaillants dans la documentation sur le parcours client. Les futures recherches marketing sur le Big Data pourraient utiliser notre approche comme cadre pour intégrer plusieurs sources de données englobant à la fois des données primaires et secondaires à grande échelle et en tirer des «grandes» perspectives en conséquence. À notre connaissance, il s'agit de la première étude qui intègre un ensemble aussi complet de canaux, catégories de produits et détaillants dans la documentation sur le parcours client. Les futures recherches marketing sur le Big Data pourraient utiliser notre approche com

Implications managériales

Nos résultats ont plusieurs implications concrètes pour les responsables marketing. En identifiant divers effets H / U sur six canaux d'information à travers le parcours client pour un total de 115 combinaisons de catégories de détaillants, notre modèle propose une approche inductive plus fondée sur des principes et théoriquement orientée pour adapter les stratégies de marketing aux besoins d'achat des consommateurs tout au long de leur parcours. Dans ce qui suit, nous discutons des stratégies de marketing générales ainsi que des idées de marketing du Black Friday (et du Cyber Monday) pour les détaillants vendant des produits hédoniques et utilitaires. Les détaillants multicatégories peuvent personnaliser leurs stratégies de marketing en fonction de leurs types de produits en conséquence.

Premièrement, pour les détaillants qui vendent des produits hédoniques tels que des jouets, nous fournissons deux informations exploitables: (1) adopter les médias sociaux et (2) surveiller les pages vues des produits sur site. Notre étude montre que les médias sociaux sont largement utilisés tout au long du parcours client et deviennent de plus en plus un canal de recherche d'informations proactif (eMarketer 2017). Par conséquent, les responsables marketing doivent systématiquement investir dans le marketing des médias sociaux pour inciter davantage de consommateurs à visiter leurs sites Web. En outre, nous constatons qu'il existe un besoin potentiel de justification de la culpabilité pour les consommateurs qui n'ont pas effectué leurs achats hédoniques. Parce que les médias sociaux sont largement utilisés au début du voyage, les détaillants pourraient déployer des coupons sociaux avec des fonctionnalités qui répondent à la fois aux besoins expérientiels et de justification des achats hédoniques (Kumar et Rajan 2012). En outre, nous constatons que les pages de produits sur site sont largement exploitées au début du voyage et commencent à se réduire une semaine avant l'achat. Étant donné la nature affective des achats hédoniques, les détaillants devraient constamment améliorer les caractéristiques expérientielles

des pages de produits sur leurs sites pour convertir plus d'achats hédoniques. De plus, les détaillants peuvent surveiller leurs pages vues et atteindre les navigateurs lourds avec des promotions avec un délai de remboursement plus long (par exemple, deux semaines).

Deuxièmement, pour les détaillants qui vendent des produits utilitaires tels que des fournitures de bureau, nous proposons deux prescriptions: (1) prix et produit de référence et (2) prioriser le marketing par moteur de recherche (SEM). Notre étude montre que les consommateurs ont tendance à optimiser leur achat utilitaire en visitant des sites d'examen tiers, en explorant les sites de promotions et en parcourant les pages de produits sur les sites des détaillants concurrents. Par conséquent, les détaillants doivent utiliser une analyse des prix et des produits de référence pour comprendre si leur prix est supérieur ou inférieur au prix du marché et ce que les clients potentiels voient et vivent lorsqu'ils recherchent des produits similaires. Compte tenu de la montée de l'intelligence concurrentielle, les managers pourraient investir davantage dans des outils d'analyse comparative automatisés pour surveiller, écouter et analyser les principaux paramètres concurrentiels (par exemple, le prix, les offres en direct, les avis Yelp) en temps réel. En outre, nous constatons que les consommateurs qui effectuent des achats utilitaires ont tendance à utiliser davantage les moteurs de recherche vers la fin du voyage. Étant donné que l'optimisation des moteurs de recherche est plus puissante pour générer du trafic organique en haut de l'entonnoir et que SEM est plus efficace pour générer des conversions en bas de l'entonnoir, les détaillants doivent prioriser SEM sur l'optimisation des moteurs de recherche. En outre, ils devraient choisir des mots clés payants qui sont davantage liés aux caractéristiques et aux avantages du produit, à condition que les achats utilitaires impliquent généralement plus de comparaisons de produits. les détaillants devraient accorder la priorité au SEM à l'optimisation des moteurs de recherche. En outre, ils devraient choisir des mots clés payants qui sont davantage liés aux caractéristiques et aux avantages du produit, à condition que les achats utilitaires impliquent généralement plus de comparaisons de produits. les détaillants devraient accorder la priorité au SEM à l'optimisation des moteurs de recherche. En outre, ils devraient choisir des mots clés payants qui sont davantage liés aux caractéristiques et aux avantages du produit, à condition que les achats utilitaires impliquent généralement plus de comparaisons de produits.

Enfin, notre vision dynamique de l'utilisation des canaux tout au long du parcours client pourrait offrir des directives spécifiques pour une stratégie marketing pour le Black Friday (et le Cyber Monday). Les détaillants qui vendent des produits hédoniques pourraient commercialiser leur contenu promotionnel sur les médias sociaux et envoyer des courriels de rappel invitant le trafic sur place deux semaines avant le Black Friday, lorsque leurs clients commencent à s'engager dans les médias sociaux et les pages de produits sur site. Les détaillants qui vendent des produits utilitaires pourraient augmenter leurs ventes parce que les consommateurs commencent à visiter les sites de promotions une semaine avant de faire des achats. De plus, ils pourraient optimiser leur stratégie SEM pendant le Black Friday ou le Cyber Monday pour améliorer le taux de conversion.

Limites et orientations futures

Certes, cette étude comporte plusieurs limites que les travaux futurs pourraient traiter. Tout d'abord, nous avons examiné les comportements d'utilisation des canaux observés, principalement au niveau de l'URL. Nous ne disposons pas de données sur les types spécifiques de recherches d'informations effectuées par les consommateurs - par exemple, voir ce qu'un ami «aimait» sur un site de réseautage social, ainsi que le contenu des produits disponibles sur ces canaux. Bien que ces données soient difficiles à collecter et soulèvent des problèmes de confidentialité importants, leur analyse pourrait offrir des informations supplémentaires concernant l'effet H / U sur des types spécifiques de points de contact ainsi que la façon dont cet effet interagit avec la disponibilité des produits. Dans la même veine, bien que nous suivions l'utilisation des sites d'avis, manquant ainsi de modèles d'URL explicites pour aider à discerner quand un consommateur a lu un avis. Ces limitations rendent difficile la création d'attributions causales uniques à partir des médias sociaux, des moteurs de recherche et de la navigation sur le site de révision pour les achats de produits.

Deuxièmement, bien que nous utilisions trois fenêtres temporelles pour capturer l'effet d'utilisation dynamique des canaux aux stades précoce, intermédiaire et tardif du parcours client (8–14, 2–7 et 0–1 jours, respectivement), nous ne le faisons pas considérez l'ordre d'utilisation des canaux dans chaque fenêtre de temps. La proximité temporelle de l'utilisation des canaux peut affecter l'achat final. Tout en reconnaissant cette limitation, notre objectif était de mettre en évidence l'interaction entre les scores H / U au niveau de la catégorie de détaillant et l'utilisation des canaux en ligne menant aux achats des consommateurs. Nous pensons que les travaux sur les modèles d'attribution multicanaux (par exemple, Li et Kannan 2014) représentent un important corpus de littérature connexe qui pourrait être incorporé dans de futures études.

De même, nous n'avons pas analysé la profondeur de recherche, qui est souvent représentée comme le temps total passé sur chaque URL. La profondeur de recherche pourrait être importante pour l'effet H / U, comme le suggèrent des études antérieures (Kushwaha et Shankar 2013; Okada 2005). De plus, nous n'avons pas utilisé de durée de cycle spécifique à la catégorie, car nous n'avons pas pu différencier les recherches par produit de l'utilisation des canaux de référence pour certains canaux. Des études futures avec un journal de recherche détaillé et des données de parcours de clics pourraient résoudre ce problème.

Enfin, en raison des limites des données, nous n'avons pas analysé d'autres canaux d'information importants. Il s'agit notamment du courrier électronique, des références, de la télévision (voir, par exemple, De Haan, Weisel et Pauwels 2016; De Vries, Gensler et Leeflang 2017; Srinivasan, Rutz et Pauwels 2016) et des visites dans des magasins physiques (showrooming). Étant donné l'importance croissante des médias sociaux (eMarketer 2017; Hewett et al.2016), d'autres recherches pourraient étudier les effets différentiels de divers types de médias sociaux au cours du parcours client: les exemples incluent le contenu généré par l'entreprise (Colicev et al.2018), social les influenceurs (Hughes, Swaminathan et Brooks 2019) et l'expression individuelle des consommateurs sur les réseaux sociaux (Hollebeek et Macky 2019; Lamberton et Stephen 2016). Dans la même veine, car notre ensemble de données est limité aux données de flux de clics du bureau, nous n'avons pas observé d'achats effectués hors ligne ou via des sites mobiles. Avec l'essor de l'utilisation mobile, l'utilisation de canaux multi-appareils pourrait constituer une orientation future de recherche de plus en plus importante (par exemple, De Haan et al.2018).

Conclusion

Nos résultats montrent que l'utilisation par les consommateurs de divers canaux d'achat de parcours diffère selon les caractéristiques hédoniques et utilitaires de la catégorie détaillant des produits achetés. Plus précisément, les consommateurs effectuant des achats hédoniques recherchent le plaisir, le plaisir et le plaisir dans leur processus d'achat; préférez les médias sociaux; et sont plus susceptibles de parcourir les pages de produits sur le site Web des détaillants cibles. En revanche, les consommateurs effectuant des achats utilitaires préfèrent les canaux qui facilitent la recherche pratique et efficace parmi les alternatives. Par conséquent, ils préfèrent tirer parti des moteurs de recherche, lire plus d'avis sur les sites d'avis tiers, comparer les prix sur les sites de promotions et parcourir

plus de pages produits sur les sites Web des détaillants concurrents que les acheteurs hédoniques.

Étant donné que l'utilisation des canaux change de manière dynamique tout au long du parcours client, l'effet H / U varie également. Plus précisément, pour les achats hédoniques, les médias sociaux sont utilisés dès deux semaines avant l'achat final. À l'inverse, pour les achats utilitaires, les sites de révision tiers sont engagés deux semaines avant l'achat final, et cet effet est atténué vers le jour de l'achat. Les moteurs de recherche et les sites de vente sont utilisés dans une plus large mesure plus près du jour d'un achat utilitaire. Nous constatons également que l'effet H / U sur les pages de produits diminue au fil du temps, ce qui suggère un processus de rétrécissement de l'ensemble des considérations.

L'analyse des sessions non converties montre un effet H / U différent. Pour les achats hédoniques, les médias sociaux ne sont utilisés que par les achats hédoniques plus près de la fin du voyage. Les visites sur le site des transactions et les pages de produits vues sur les sites des détaillants concurrents augmentent, ce qui indique une éventuelle demande de justification de la culpabilité généralement indiquée dans la consommation hédonique. Inversement, les canaux utilisés par les consommateurs effectuant des achats utilitaires ne sont pas employés au même niveau dans les sessions non converties, ce qui indique que la non-conversion peut être due à une recherche d'informations insuffisante.

Alors que le marketing numérique et le suivi des dépenses continuent de croître, nos conclusions ont des implications importantes pour les responsables marketing qui souhaitent mieux allouer les ressources sur les canaux numériques. Nous pensons également que cette étude constitue une étape importante vers l'examen de l'interaction entre les caractéristiques hédoniques et utilitaires des achats en ligne et leurs implications pour les canaux numériques d'achat - une direction sur laquelle nous espérons que les futures recherches pourront continuer à se construire.

Remerciements

Les auteurs remercient Raj Venkatesan, Zijun Ke et Chenhui Liu pour leurs commentaires utiles. Le soutien à la recherche du Center for Business Analytics de la McIntire School of Commerce est grandement apprécié.

Éditeur associé

PK Kannan

Déclaration d'intérêts conflictuels

Les auteurs n'ont déclaré aucun conflit d'intérêts potentiel en ce qui concerne la recherche, la paternité et / ou la publication de cet article.

Le financement

Les auteurs n'ont reçu aucun soutien financier pour la recherche, la paternité et / ou la publication de cet article.

Références

Anderl, Eva, Jan Hendrik Schumann et Werner Kunz (2016), «Aider les entreprises à réduire la complexité des données en ligne multicanal: une nouvelle approche basée sur la taxonomie pour les parcours clients», Journal of Retailing, 92 (2), 185-203.

Arnold, Mark J. et Kristy E. Reynolds (2003), «Hedonic Shopping Motivations », Journal of Retailing, 79 (2), 77–95.

Babin, Barry J., William R. Darden et Mitch Griffin (1994), «Work et / ou amusant: mesurer la valeur d'achat hédonique et utilitaire », Journal of Consumer Research, 20 (4), 644–56. Bagozzi, Richard P. (1975), «Marketing as Exchange», Journal of Commercialisation, 39 (4), 32–39.

Bart, Yakov, Venkatesh Shankar, Fareena Sultan et Glen L. Urban (2005), «Les moteurs et le rôle de la confiance en ligne sont-ils les mêmes pour tous les sites Web et les consommateurs? Une étude empirique exploratoire à grande échelle » Journal of Marketing, 69 (4), 133-52. Batra, Rajeev et Olli T. Ahtola (1991), «Mesurer l'hédonique et Sources utilitaires d'attitudes des consommateurs », Lettres de marketing, 2 (2), 159–70.

Batra, Rajeev et Kevin Lane Keller (2016), «Integrating Marketing Communications: nouvelles découvertes, nouvelles leçons et nouvelles idées » Journal of Marketing, 80 (6), 122–45. Berger, Jonah et Eric M. Schwartz (2011), «What Drives Immediate et le bouche à oreille en cours? " Journal of Marketing Research, 48 (5), 869–80.

Bradlow, Eric T., Manish Gangwar, Praveen Kopalle et Sudhir Voleti (2017), «Le rôle du Big Data et de l'analyse prédictive dans le commerce de détail», Journal of Retailing, 93 (1), 79–95. Chaudhuri, Arjun et Morris B. Holbrook (2001), «The Chain of Effets de la confiance et de l'effet de la marque sur les performances de la marque: le rôle de la fidélité Journal of Marketing, 65 (2), 81–93. Chevalier, Judith A. et Dina Mayzlin (2006), «The Effect of Word of Bouche sur les ventes: critiques de livres en ligne, " Journal of Marketing Research, 43 (3), 345–54.

Chiang, Kuan-Pin et Ruby R. Dholakia (2003) «Factors Driving Intention des consommateurs de magasiner en ligne: une enquête empirique », Journal of Consumer Psychology 13 (1), 177–83. Childers, Terry L., Christopher L. Carr, Joann Peck et Stephen Carson (2002), «Motivations hédoniques et utilitaires pour le comportement d'achat en ligne», Journal of Retailing, 77 (4), 511–35. Colicev, Anatoli, Ashish Kumar et Peter O'Connor (2019), «Modélisation de la relation entre le contenu généré par l'entreprise et par l'utilisateur et les étapes de l'entonnoir marketing», Journal international de recherche en marketing, 36 (1), 100–16. Colicev, Anatoli, Ashwin Malshe, Koen Pauwels et Peter O'Connor (2018), «Amélioration des mesures de l'état d'esprit des consommateurs et de la valeur pour les actionnaires grâce aux médias sociaux: les différents rôles des médias possédés et gagnés», Journal of Marketing, 82 (1), 37–56. Criscuolo, Chiara, Ralf Martin, Henry G. Overman et John Van Reenen (2019), «Certains effets causals d'une politique industrielle», Revue économique américaine, 109 (1), 48–85. De Haan, Evert, PK Kannan, Peter C. Verhoef et Thorsten Wiesel (2018), «Changement de périphérique dans les achats en ligne: examen des contingences stratégiques», Journal of Marketing, 82 (5), 1–19. De Haan, Evert, Thorsten Wiesel et Koen Pauwels (2016), «The Efficacité des différentes formes de publicité en ligne pour la conversion des achats dans un cadre d'attribution à canaux multiples », Journal international de recherche en marketing, 33 (3), 491–507. De Los Santos, Babur, Ali Hortac¸su et Matthijs R. Wildenbeest (2012), «Tester les modèles de recherche des consommateurs à l'aide de données sur la navigation Web et les comportements d'achat», Revue économique américaine, 102 (6), 2955–80.

De Vries, Lisette, Sonja Gensler et Peter SH Leeflang (2017), «Effets de la publicité traditionnelle et des messages sociaux sur les mesures de création de marque et l'acquisition de clients», Journal of Marketing, 81 (5), 1–15.

El-Basyouny, Karim, Sudip Barua et Md Tazul Islam (2014), «Étude des effets du temps et des conditions météorologiques sur les types de collisions à l'aide de modèles lognormaux de Poisson multivariés bayésiens complets», Analyse et prévention des accidents, 73, 91–99.

eMarketer (2017), «Le commerce social 2018: son influence sur le chemin to Purchase »(18 décembre), https://www.emarketer.com/Report/ Social-Commerce-2018-Its-Influence-Path-Purchase / 2002175. Frambach, Ruud T., Henk CA Roest et Trichy V. Krishnan (2007), «L'impact de l'expérience Internet des consommateurs sur la préférence des canaux et les intentions d'utilisation à travers les différentes étapes du processus d'achat», Journal of Interactive Marketing, 21 (2), 26–41.

Gelman, Andrew et Donald B. Rubin (1992), «Inference from Itera- simulation interactive à l'aide de plusieurs séquences », Science statistique, 7 (4), 457–72.

Geweke, John (1992), «Evaluating the Exactacy of Sampling-Based Approches du calcul des moments postérieurs », in Statistiques bayésiennes. New York: Oxford University Press, 169–93. Ghose, Anindya et Sha Yang (2009), «Une analyse empirique de Publicité sur les moteurs de recherche: recherche sponsorisée sur les marchés électroniques " Science du management, 55 (10), 1605–22.

Heitz-Spahn, Sandrine (2013), «Cross-Channel Free-Riding Con- comportement des consommateurs dans un environnement multicanal: une enquête sur les motivations d'achat, la sociodémographie et les catégories de produits » Journal of Retailing and Consumer Services, 20 (6), 570–78.

Hewett, Kelly, William Rand, Roland T. Rust et Harald J. van Heerde (2016), «Brand Buzz dans l'Echoverse», Journal of Marketing, 80 (3), 1–24.

Holbrook, Morris B. et Elizabeth C. Hirschman (1982), «The Aspects expérientiels de la consommation: fantasmes, sentiments et plaisirs du consommateur » Journal of Consumer Research, 9 (2), 132–40. Hollebeek, Linda D. et Keith Macky (2019), «Digital Content Mar- Le rôle de keting dans la promotion de l'engagement, de la confiance et de la valeur des consommateurs: cadre, propositions fondamentales et implications » Journal of Interactive Marketing, 45, 27–41.

Huang, Peng, Nicholas H. Lurie et Sabyasachi Mitra (2009), «Recherche d'expérience sur le Web: examen empirique du comportement des consommateurs pour les produits de recherche et d'expérience», Journal of Marketing, 73 (2), 55–69.

Hughes, Christian, Vanitha Swaminathan et Gillian Brooks (2019), «Stimuler l'engagement de la marque grâce aux influenceurs sociaux en ligne: une étude empirique des campagnes de blogs sponsorisées», Journal of Marketing, 83 (5), 78–96.

Inman, J. Jeffrey, Venkatesh Shankar et Rosellina Ferraro (2004), «Les rôles des associations de catégories de canaux et de la géodémographie dans le mécénat de canaux», Journal of Marketing, 68 (2), 51–71.

Johnson, Eric J, Wendy W. Moe, Peter S. Fader, Steven Bellman et Gerald L. Lohse (2004), «Sur la profondeur et la dynamique du comportement de recherche en ligne», Science du management, 50 (3), 299-308.

Kannan, PK et Hongshuang A. Li (2017), «Digital Marketing: A Cadre, examen et programme de recherche » Journal international de recherche en marketing, 34 (1), 22–45. Kass, Robert E., Bradley P. Carlin, Andrew Gelman et Radford M. Neal (1998), «Markov Chain Monte Carlo in Practice: A Roundtable Discussion», Statisticien américain, 52 (2), 93–100. Khan, Uzma et Ravi Dhar (2010), «Price-Framing Effects on the Achat de bundles hédoniques et utilitaires », Journal of Marketing Research, 47 (6), 1090–99.

Khan, Uzma, Ravi Dhar et Klaus Wertenbroch (2005), «A Beha- Perspective de la théorie de la décision viorale sur le choix hédonique et utilitaire », in Consommation intérieure: motivations, objectifs et désirs des consommateurs, S. Ratneshwar et David Glen Mick, éd. New York: Routledge, 144–65.

Kim, Angella J. et Eunju Ko (2012), «Do Social Media Marketing Les activités améliorent l'équité client? Une étude empirique de la marque de mode de luxe », Journal of Business Research, 65 (10), 1480–1486. Kim, Junghyun et Robert LaRose (2004), «Commerce électronique interactif: Promouvoir l'efficacité ou l'impulsivité des consommateurs? » Journal of Computer-Mediated Communication, 10 (1), https: //academic.oup. com / jcmc / article / 10/1 / JCMC10112 / 4614485. Cuisines, Brent, David Dobolyi, Jingjing Li et Ahmed Abbasi (2018). «Analyse client avancée: valeur stratégique grâce à l'intégration du Big Data orienté relation», Journal of Management Information Systems, 35 (2), 540–74. Kivetz, Ran et Itamar Simonson (2002), «Gagner le droit à Offrez-vous: l'effort en tant que déterminant des préférences des clients pour les récompenses du programme de fréquence », Journal of Marketing Research, 39 (2), 155–70.

Kumar, Ashish, Ram Bezawada, Rishika Rishika, Ramkumar Janakiraman et PK Kannan (2016), «Du social à la vente: les effets du contenu généré par l'entreprise dans les médias sociaux sur le comportement des clients», Journal of Marketing, 80 (1), 7–25. Kumar, V. et Bharath Rajan (2012), «Coupons sociaux en tant que marketing Stratégie: une perspective à multiples facettes », Journal de l'Académie des sciences du marketing, 40 (1), 120–36. Kushwaha, Tarun et Venkatesh Shankar (2013), «Are Multichannel Des clients vraiment plus précieux? Le rôle modérateur des caractéristiques des catégories de produits », Journal of Marketing, 77 (4), 67–85. Lamberton, Cait et Andrew T. Stephen (2016), «A Thematic Explo- ration du numérique, des médias sociaux et du marketing mobile: évolution de la recherche de 2000 à 2015 et un programme pour une enquête future », Journal of Marketing, 80 (6), 146–72. Lemon, Katherine N. et Peter C. Verhoef (2016), «Understanding Expérience client tout au long du parcours client », Journal of Marketing, 80 (6), 69–96.

Li, Hongshuang et PK Kannan (2014), «Attribuer des conversions dans un environnement de marketing en ligne multicanal: un modèle empirique et une expérience de terrain», Journal of Marketing Research, 51 (1), 40–56.

Lin, Kuan-Yu et Hsi-Peng Lu (2015), «Predicting Mobile Social Acceptation du réseau basée sur la valeur mobile et l'influence sociale », Recherche sur Internet, 25 (1), 107-30. Liu, Fei, Eric TK Lim, Hongxiu Li, Chee-Wee Tan et Dianne Cyr (2019), «Démêler le comportement de consommation utilitaire et hédonique dans les achats en ligne: une confirmation des attentes

La perspective," Gestion de l'information (publié en ligne le 31 août), DOI: 10.1016 / j.im.2019.103199.

Malhotra, Arvind, Claudia Kubowicz Malhotra et Alan See (2012), "Comment faire retweeter vos messages", Revue de gestion du MIT Sloan, 53 (2), 61.

Mallapragada, Girish, Sandeep R. Chandukala et Qing Liu (2016), «Exploration des effets des caractéristiques« Quoi »(produit) et« Où »(site Web) sur le comportement d'achat en ligne,» Journal of Marketing, 80 (2), 21–38.

Mathwick, Charla, Naresh Malhotra et Edward Rigdon (2001), «Valeur expérientielle: conceptualisation, mesure et application dans le catalogue et l'environnement d'achat sur Internet», Journal of Retailing, 77 (1), 39–56.

Melnyk, Valentyna, Kristina Klein et Franziska Vo¨lckner (2012), «L'épée à double tranchant des marques étrangères pour les entreprises des pays émergents», Journal of Marketing, 76 (6), 21–37. Moe, Wendy W. (2003), «Acheter, rechercher ou parcourir: Différence entre entre les acheteurs en ligne à l'aide du flux de navigation en magasin, " Journal of Consumer Psychology, 13 (1), 29–39. Moe, Wendy W. (2006), «Un modèle de choix empirique en deux étapes avec des règles de décision variables appliquées aux données Clickstream Internet », Journal of Marketing Research, 43 (4), 680–92. Moe, Wendy W. et Peter S. Fader (2001), «Modeling Hedonic Port- Produits folio: une analyse conjointe de la segmentation des ventes de disques compacts musicaux » Journal of Marketing Research, 38 (3), 376–85. Naylor, Rebecca Walker, Cait Poynor Lamberton et Patricia M. West (2012), «Au-delà du bouton« J'aime »: l'impact de la simple présence virtuelle sur les évaluations de marque et les intentions d'achat dans les paramètres des médias sociaux», Journal of Marketing, 76 (6), 105-20. Nelson, Phillip (1970), «Information et comportement des consommateurs», Jour- nal de l'économie politique, 78 (2), 311–29.

Noble, Stephanie M., David A. Griffith et Marc G. Weinberger (2005), «Valeur dérivée de la consommation par les consommateurs et utilisation des canaux dans un contexte de vente au détail multicanal», Journal of Business Research, 58 (12), 1643-1651.

Novak, Thomas P., Donna L. Hoffman et Adam Duhachek (2003), «L'influence des activités dirigées par des objectifs et des expériences sur les expériences de flux en ligne», Journal of Consumer Psychology, 13 (1), 3–16. O'Curry, Suzanne et Michal Strahilevitz (2001), «Probabilité et Mode d'acquisition des effets sur les choix entre les options hédoniques et utilitaires », Lettres de marketing, 12 (1), 37–49. Okada, Erica Mina (2005), «Effets de la justification sur le choix du consommateur des biens hédoniques et utilitaires », Journal of Marketing Research, 42 (1), 43-53.

Park, C. Whan, Bernard J. Jaworski et Deborah J. MacInnis (1986), «Concept stratégique de marque - Gestion de l'image» Journal of Marketing, 50 (4), 135–45.

Park, Eun Joo, Eun Young Kim, Venessa Martin Funches et William Foxx (2012), «Attributs des produits vestimentaires, navigation sur le Web et achats e-Impulse sur les sites Web d'achat», Journal of Business Research, 65 (11), 1583–89.

Parc, Eunho, Rishika Rishika, Ramkumar Janakiraman, Mark B. Houston et Byungjoon Yoo (2018), «Social Dollars in Online Communities: The Effect of Product, User, and Network Characteristics», Journal of Marketing, 82 (1), 93-114.

Plummer, Martyn (2003), «JAGS: A Program for Analysis of Baye- modèles graphiques chinois utilisant l'échantillonnage de Gibbs », Actes du 3e atelier international sur le calcul statistique distribué, 125 (125), 1–10.

Rishika, Rishika, Ashish Kumar, Ramkumar Janakiraman et Ram Bezawada (2013), «L'effet de la participation des clients des médias sociaux sur la fréquence et la rentabilité des visites des clients: une enquête empirique», Recherche sur les systèmes d'information, 24 (1), 108-27. Schulze, Christian, Lisa Scho¨ler et Bernd Skiera (2014), «Pas tous Jeux et divertissements: marketing viral pour les produits utilitaires », Journal of Marketing, 78 (1), 1–19.

Sen, Shahana et Dawn Lerman (2007), «Pourquoi me dites-vous Ce? Un examen des avis négatifs des consommateurs sur le Web ", Journal of Interactive Marketing, 21 (4), 76–94. Shankar, Venkatesh, J. Jeffrey Inman, Murali Mantrala, Eileen Kelley, et Ross Rizley (2011), «Innovations in Shopper Marketing: Current Insights and Future Research Issues», Journal of Retailing, 87 (Supplément 1), S29 – S42.

Sirgy, M. Joseph (1982), «Le concept de soi dans le comportement du consommateur: un Revue critique," Journal of Consumer Research, 9 (3), 287–300. Sloot, LaurensM., Peter C. Verhoef et Philip H. Franses (2005), «The Impact du capital-marque et du niveau hédonique des produits sur les réactions de rupture de stock des consommateurs », Journal of Retailing, 81 (1), 15–34. Spiegelhalter, David J., Nicola G. Best, Bradley P. Carlin et Angelika Van Der Linde (2002), «Mesures bayésiennes de la complexité et de l'ajustement des modèles», Journal de la Royal Statistical Society: série B (méthodologie statistique), 64 (4), 583–639. Srinivasan, Shuba, Oliver J. Rutz et Koen H. Pauwels (2016), «Parcours vers et hors achats: quantification de l'impact du marketing traditionnel et de l'activité des consommateurs en ligne», Journal de l'Académie des sciences du marketing, 44 (4), 440-53. Sudhir, K. (2016), «Editorial - Le compromis Exploration-Exploitation et efficacité dans la production de connaissances », Science du marketing, 35 (1), 1–9.

Taniguchi, Nina (2019), «Mêmes termes de recherche, différentes émotions: Anticipez les besoins des clients tout au long du parcours » Pensez avec Google (Octobre), https://www.thinkwithgoogle.com/consumerinsights/search-intent-and-customer-needs/. Valentini, Sara, Elisa Montaguti et Scott A Neslin (2011), «Évolution du processus décisionnel dans le choix du canal client», Journal of Marketing, 75 (6), 72–86.

Van Trijp, Hans CM, Wayne D. Hoyer et J. Jeffrey Inman (1996), «Pourquoi changer? Explications au niveau des catégories de produits pour un véritable comportement de recherche de variétés », Journal of Marketing Research, 33 (3), 281–92.

Voss, Kevin E., Eric R. Spangenberg et Bianca Grohmann (2003), «Mesurer les dimensions hédoniques et utilitaires de l'attitude des consommateurs», Journal of Marketing Research, 40 (3), 310-20. Wakefield, Kirk L. et J. Jeffrey Inman (2003), «Prix situationnel Sensibilité: le rôle des occasions de consommation, du contexte social et du revenu » Journal of Retailing, 79 (4), 199-212. Wedel, Michel et PK Kannan (2016), «Marketing Analytics for Environnements riches en données », Journal of Marketing, 80 (6), 97-121.

Zaichkowsky, Judith Lynne (1994), «L'implication personnelle Inventaire: réduction, révision et application à la publicité ", Journal of Advertising, 23 (4), 59–70.

Le droit d'auteur de Journal of Marketing est la propriété de l'American Marketing Association et son contenu ne peut être copié ou envoyé par courrier électronique à plusieurs sites ou publié sur une liste de diffusion sans l'autorisation écrite expresse du titulaire du droit d'auteur. Cependant, les utilisateurs peuvent imprimer, télécharger ou envoyer par courrier électronique des articles pour un usage individuel.