

# Réponse des consommateurs à la répétition publicitaire dans un contexte de communication multi-canal : une approche par l'analyse de survie

ASMA FALEH

FACULTE DES SCIENCES ECONOMIQUES ET DE GESTION SFAX

## Introduction

La manière de faire la publicité a radicalement changé au cours des années grâce aux avancées technologiques et surtout grâce à Internet. Cette dernière a offert aux annonceurs de nouvelles possibilités en ligne pour atteindre leurs clients, ainsi qu'une interaction dans l'échange d'information. En effet, les internautes peuvent se mettre en contact directement avec l'entreprise, solliciter des informations, et finalement effectuer l'achat en moins de temps et moins d'effort. Un article publié dans le journal du net en (2015)<sup>1</sup> préconisait qu'en France, le marché de la publicité digitale a connu une croissance de 3% en 2014 pour représenter près de 2,9 milliards d'euros d'investissements sur l'année. Une performance qui lui permet de peser pour 25% des investissements publicitaires totaux dans l'Hexagone et ravir au secteur de la presse sa place de deuxième support publicitaire.



<sup>1</sup> <http://www.journaldunet.com/ebusiness/publicite/marche-e-pub-2014/>

## Figure 1. Part du digital dans les dépenses média en France

Cette croissance des investissements est justifiée par les nouvelles pratiques publicitaires en ligne. Ces dernières années, les options pour la publicité en ligne sont devenues de plus en plus complexe, Les annonceurs optent pour des schémas de campagnes sophistiqués aboutissant à des plans media cross-canal. Par exemple, ils peuvent afficher plusieurs formes de messages publicitaires sur plusieurs supports (des sites d'information, des portails web, des forums, des sites d'affiliés, des comparateurs, e-mailing..). Ces différentes campagnes web coexistent en ligne.

Les annonceurs espèrent ainsi créer des effets d'attention que la publicité traditionnelle n'engendre plus. La question qui se pose : cette stratégie est elle efficace ? Il semble que les retombées d'une telle stratégie sur le comportement de l'internaute n'a pas encore été analysé de manière exhaustive (Nottorf, 2014). Cette question est d'autant plus importante dans un contexte d'encombrement<sup>2</sup> et de saturation. En effet, le marché de la publicité en ligne a atteint une véritable saturation ces deux dernières années, son niveau actuel est arrivé à son apogée. Les agences de publicités ont fortement participé et contribué auprès de leurs clients en utilisant l'argument des plans cross-canal pour accroître l'efficacité commerciale. L'exposition répétitive est leurs solutions pour déjouer la défiance des consommateurs à l'égard des marques (les Echos, 2013)<sup>3</sup>. Selon (Bressolles, 2016), on estime qu'à l'âge de 65 ans, un américain aura en moyenne regardé plus de deux millions de publicités télévisuelles et aura été exposé à environ 136.692.500 messages publicitaires toutes formes confondues. En conséquence de cette surexposition l'internaute finit par éprouver un sentiment de pression (Ha, 1996). Ce sentiment est de plus en plus ressenti à cause de l'utilisation excessive des techniques de ciblage couplé aux modèles de performance. Parmi les techniques de ciblage, le « retargeting »<sup>4</sup> est celui qui a connu la plus forte croissance (après le ciblage socio démographique<sup>5</sup> et le ciblage comportementale<sup>6</sup>). Ces techniques ravivaient chez l'internaute

---

<sup>2</sup> Selon Elliotte & Speck (1998) l'encombrement publicitaire perçu par le consommateur : « le fait de penser que la quantité de publicité dans un media est excessif »

<sup>3</sup> [http://archives.lesechos.fr/archives/cercle/2013/03/15/cercle\\_66922.htm](http://archives.lesechos.fr/archives/cercle/2013/03/15/cercle_66922.htm)

<sup>4</sup> Le « Retargeting » ou « Reciblage Publicitaire » s'adresse à des prospects n'ayant pas finalisé leur acte d'achat ou d'inscription sur le site annonceur rediriger sur le site de l'annonceur uniquement les internautes ayant déjà visité le site (prospects qualifiés) et à les ré-engager dans leur processus d'achat via des bannières publicitaires personnalisées qui seront diffusées sur un réseau d'éditeurs propre à chacun des acteurs du Reciblage.

<sup>5</sup> Le ciblage socio-démographique vous permet de cibler des groupes de consommateurs en ligne en vous basant sur des caractéristiques clés de leur profil, notamment leur âge, leur sexe, leur situation géographique, ainsi que les jours, les heures de la journée ou les types de connexion Internet

des craintes d'invasion de la vie privée (par la manipulation des données personnelles inhérentes aux ciblage). En outre, leurs caractères intrusifs gênent lors de la navigation sur internet.

En pratique évaluer l'efficacité des plans cross canal n'a pas fait l'objet de dispositif sur mesure. Il semble que les annonceurs optent toujours pour des indicateurs de mesure simples et faciles à mettre en œuvre pour évaluer leurs campagnes: le taux de clic<sup>7</sup> et le taux de conversion<sup>8</sup> (Danaher & all, 2010). Si ces métriques restent adaptées au media internet ils n'expliquent malheureusement pas le développement du comportement des consommateurs dans un contexte multi canal.

Dans la littérature, l'étude de l'influence de l'exposition répétée à des messages publicitaires est souvent faite sur un seul canal publicitaire (Li & Kannan, 2014). Or la réalité empirique suggère que les campagnes mono canal sont devenues de plus en plus rares. En effet, un annonceur a souvent tendance à activer plusieurs dispositifs / leviers marketing en ligne. Cette présence massive se justifie par la volonté d'être présent dans tous les espaces de navigation possible de l'internaute. Une journée sur internet peut être vue par l'annonceur comme un tunnel de conversion possible. Bien que les comportements de recherche des consommateurs aient tendance à être «exploratoire» dans les phases initiales de navigation, il se termine par une «recherche avec objectif » dans les étapes ultérieures (Novak & Hoffman, 2003). Ainsi nous sommes aujourd'hui dans l'ère de la communication multi-canal. C'est pour cela qu'il serait intéressant d'étudier l'efficacité publicitaire dans le cadre d'une communication multi-canal.

## **1- Constats de recherche et problématique de l'étude**

### **1-1 Les Constats qui émergent de la littérature**

---

<sup>6</sup> La publicité comportementale (behavioral targeting) est une forme de ciblage publicitaire qui vise à afficher une publicité précise et individuelle à chaque visiteur selon son comportement récent en ligne. Elle les centres d'intérêts observés des internautes au travers de leurs habitudes de navigation

<sup>7</sup> Le taux de clics (abrégié CTR, issu de l'anglais *click-through rate*) est un rapport entre le nombre de clics qu'un élément reçoit et le nombre d'affichages de celui-ci. Il s'exprime en pourcentage. Si une bannière publicitaire est affichée 1 000 fois et reçoit 10 clics, le taux de clics sera de 1 %

<sup>8</sup> Le taux de transformation e-commerce est obtenu en divisant le nombre de commandes obtenues sur une période donnée par le nombre de visiteurs uniques.

- **Premier constat:**

La revue de littérature sur les effets de la répétition publicitaire sur la réponse du consommateur avait suggéré l'existence de deux sortes de réponse. Le premier modèle de réponse postule que la probabilité de réponse est faible pendant les premières expositions, mais augmente avec la répétition à un niveau maximum et diminue ensuite au cours des répétitions ultérieures (Berlyne , 1970 ; Pechmann & Stewart, 1989 ; Chatterjee & al, 2003). On parle d'effet d'usure. La courbe de réponse est en forme de U inversé. Ainsi chaque nouvelle exposition entraîne des effets négatifs.

Le deuxième modèle de réponse quand à lui suggère un effet positif linéaire. Depuis l'expérience de Zajonc en 1968, de nombreux psychologues et chercheurs en marketing ont montré que la simple exposition répétée à un stimulus suffit à faire augmenter l'agrément ressenti par les sujets à son égard (Zajonc, 1980). Cette expérience a été conforté par les premières recherches (Cacioppo & Petty ,1985; Drèze & Hussherr, 2003; Pechmann & Stewart, 1988 ; Janiszewski , 1993 ; Cho & al, 2001) qui avaient révélé que, plus le nombre d'expositions cumulées augmente plus l'attention, la mémorisation et le rappel augmentent. Ce qui empêche un effet d'usure des messages.

Il résulte de ce qui précède que les études empiriques sur l'effet de la répétition publicitaires sur la réponse de l'internaute sont contradictoires. Elles supportent deux effets différents (positif et négatif). D'autre part, ces études se limitent à l'étude de l'effet de l'exposition répétée à des messages publicitaires sur un seul canal (la télé ou le e-publicité). Elles ne traitent pas la répétition publicitaire dans le cadre d'une communication multi canal.

- **Deuxième constat :**

La littérature sur l'effet de l'utilisation de multiple combinaison de canaux de communication (dans les media traditionnelles ou entre les media traditionnelles et les canaux sur internet) sur la réponse du consommateur indique aussi des résultats contradictoires. Certaines études empiriques supportent un effet positif d'une telle forme de communication sur l'efficacité publicitaire (Reinartz & al, 2005 ; Verhoef, 2003 ; Rust & Verhoef, 2005). D'autres recherches mettent en évidence plutôt un effet négatif (Venkatesan & Kumar, 2004 ; Drèze & Bonfrer, 2008 ; Kumar & al, 2008 ; Godfrey & al, 2011).

Sur internet, la communication multi-canal (canaux digitaux seulement) a récemment fait l'objet de quelques articles en marketing. Ces études récentes se sont intéressées seulement à la problématique de contribution : cela revient à mesurer le degré auquel chaque canal contribue effectivement dans les résultats de conversion en ligne de l'entreprise (Li & Kannan, 2014 ; Anderl & al, 2016 ; Kireyev & al, 2016).

La contradiction des résultats concernant l'efficacité de la communication multi-canal dans les media traditionnelles et le manque de recherche sur une telle communication sur internet nous amènent à approfondir l'étude de ce type de communication et ses effets.

Les constats avancés ci dessus nous inspirent les questions de recherche suivantes :

- Comment l'exposition répétée à des messages publicitaires dans le cadre d'une communication multi canal sur internet influence-t-elle la réponse de l'internaute ?
- Y'aura-t-il une différence dans la réponse des consommateurs en fonction du mix de canal utilisé ?
- Existe t-il un volume idéal de communication par canal ou mix de canal ?

### **Problématique :**

Partant des constats présentés ci dessus, notre recherche tente de comprendre comment la politique de diffusion publicitaire en ligne adoptée par les annonceurs influence l'efficacité publicitaire. Ainsi nous étudions l'influence de l'exposition répétée à des messages publicitaires en ligne sur le comportement du consommateur, dans le cadre d'une communication multi-canal.

Notre problématique se formule ainsi :

**La politique de diffusion de la publicité dans le digital ne risque t'elle pas de nuire l'efficacité publicitaire ?**

Notre objectif de recherche est donc double :

- Etudier l'efficacité de la communication multi canal en ligne

- Vérifier si ce type de communication peut amener (ou non) à un phénomène de surexposition publicitaire.

## 2- Méthodologie

Pour répondre à cette problématique, nous nous appuyons sur une étude de cas. Cette étude est réalisée grâce aux données de navigation de « Banque.com »<sup>9</sup>. « Banque.com » c'est le nom que nous donnons à notre annonceur sujet d'étude pour respecter la confidentialité des données. Ces données ont été mises à notre disposition par l'entreprise *Iprospect*<sup>10</sup>. Grâce aux techniques de *tracking*<sup>11</sup> les traces de l'internaute sont enregistrées de l'exposition jusqu'à la transformation. Ces données sont appelées « données clickstream »<sup>12</sup>. L'originalité des données que nous utilisons réside dans le fait que ce sont des données collectées dans l'environnement propre de l'utilisateur. Cela fait d'elles une source riche et qualitative pour les études visant la compréhension du comportement des internautes en ligne. Ces données tracent la trajectoire (chemin) suivi par le visiteur lors de la navigation en ligne (Bucklin & al, 2003). Elles nous permettent de visualiser une partie de l'activité en ligne d'un utilisateur (User-journey) (Kauffman & al, 2012 ; Lambrecht & Tucker, 2011).

Pour analyser les données nous faisons dans un premier temps une analyse descriptive des données suivie d'une classification des internautes. Cette classification a deux avantages. Le premier est que nous pouvons découvrir des trajectoires de conversions communes. Chaque classe devrait représenter un ensemble d'expériences d'utilisateurs communs. Ainsi nous pouvons tirer une meilleure compréhension des types d'utilisateurs qui convertissent, leurs modes de navigation et leur probabilité de conversion. La seconde réside dans la possibilité de visualiser les individus les plus représentatifs de la classe. Utiliser les représentants évite de travailler avec les détails pour des milliers de cookies.

Certains variables de classification s'imposent naturellement. La première est simplement le nombre d'exposition totale pour le cookie. Les utilisateurs avec un nombre d'exposition faible sont les internautes les moins actifs sur Internet et sont moins susceptibles d'effectuer des transactions en ligne. Ils nécessitent un traitement marketing différent. En outre nous

---

<sup>9</sup> C'est le nom que nous donnons à notre annonceur sujet d'étude pour respecter la confidentialité des données

<sup>10</sup> Nous avons été accueilli dans l'entreprise *Iprospect* pendant 3ans dans le cadre d'une convention CIFRE

<sup>11</sup> Le tracking est l'action qui consiste à « pister » l'internaute sur Internet. Le tracking se fait généralement grâce à l'utilisation d'un cookie.

<sup>12</sup> Ces données sont amplement définies dans le deuxième document joint.

distinguons les internautes ayant un tunnel de conversion mono canal et les internautes ayant un tunnel de conversion multi canal. Un tunnel mono canal inclut des données d'exposition et de click d'un seul canal. Le tunnel de conversion multi canaux quand à lui correspond à des données d'exposition et de click issues de divers leviers.

Pour les internautes ayant un comportement multi-levier, nous procédons à une classification ascendante hiérarchique sous SPAD. Nous avons choisi une méthode de classification hiérarchique (Evrard & al, 2000) qui permet de produire des suites de partitions en classes emboîtées, l'objectif étant le regroupement des individus en un nombre restreint de classes. Nous avons retenu la méthode de WARD « qui cherche à obtenir à chaque pas un minimum local de l'inertie intraclasse donc un maximum de l'inertie interclasses » (Saporta, 1990, p. 256). Nous avons sélectionné la partition la plus pertinente, en tenant compte :

- de l'indice de stabilité des classes quel que soit l'algorithme de classification utilisé (Evrard & al., 2000) ;

Dans un deuxième temps, nous faisons recours à l'analyse de survie. Cette méthode est peu utilisée dans le contexte d'étude des réponses des consommateurs à des actions marketing. Il s'agit d'un domaine de la statistique qui étudie l'apparition d'un événement au cours du temps (Falissard, 1996). Pour ce faire, il est nécessaire de disposer du temps de suivi de tous les individus à l'étude, ainsi que du moment auquel l'évènement étudié s'est produit (dans le cas où évidemment celui-ci a eu lieu). La principale caractéristique qui distingue l'analyse de survie des autres domaines en statistiques/data-mining tient au fait que les méthodes d'analyse de survie sont spécifiquement conçues pour traiter des données censurées. Un point est considéré comme censuré dès lors que le point terminal n'est pas observé pour un individu donné. Pour traiter ce type de données, la plupart des techniques de modélisation sont inadaptées, par exemple, des modèles normaux de régression. Dans le cadre de notre étude, ces modèles de durée nous permettent d'étudier la réponse d'un consommateur qui se présente sous forme d'une distribution de probabilité dans le temps. C'est la probabilité qu'un événement apparait au bout d'un certains temps suite à une stimulation ou à un ensemble de stimulation (des expositions répétitives à des messages publicitaires).

Deux logiciels de traitement des données ont été utilisés : R et SPAD

### 3- Les premiers résultats

#### 3-1 Résultats de la classification

Nous avons retenu une partition à 4 classes issues de trois facteurs.

La qualification des quatre classes tiendra compte de la qualité d'usage d'internet. L'usage d'internet sera appréhendé à partir de deux indicateurs : le premier indicateur c'est l'objectif de navigation (la consultation de sites web ou la recherche d'informations). Il sera déduit grâce à la nature des expositions. Le deuxième indicateur c'est l'intensité de l'utilisation de l'outil. Il sera déterminé grâce aux nombre d'exposition.

- La première classe est composée de 8 908 individus. Les individus de cette classe sont en moyenne exposés 20 fois à des messages display et une fois à des messages affiliation. Ils ont en moyenne cliqué 1 fois. 92% de cette classe ont convertit. Les individus de cette classe peuvent être qualifiés d'**hédoniste faiblement exposés**.
- La deuxième classe est composée de 1 236 individus. Les individus de cette classe sont en moyenne exposés 111 fois à des messages display, 6 fois à des messages affiliation et 2 fois à un message e-mailing. Ils ont en moyenne cliqué 3 fois. 97% de cette classe ont convertit. Les individus de cette classe peuvent être qualifiés d'**hédoniste moyennement exposés**.
- La troisième classe est composée de 38 individus. Les individus de cette classe sont en moyenne exposés 404 fois à des messages display et 155 fois à des messages affiliation. Ils ont en moyenne cliqué 24 fois. 93% de cette classe ont convertit. Les individus de cette classe peuvent être qualifiés d'**hédoniste très exposés**.
- La quatrième classe est composée de 129 individus. Les individus de cette classe sont en moyenne exposés 0,68 fois à des messages de comparateur et 0,83 fois à des messages de référencement payant. La moyenne d'exposition de la classe est supérieure à la moyenne d'exposition générale. Ils ont un usage purement utilitaire d'internet. Ils le consultent dans un objectif précis comme faire un achat. ont en



moyenne cliqué 2 fois. 100% de cette classe ont convertit. Les individus de cette classe peuvent être qualifiés comme étant **les utilitaires**.

➔ constat important s'impose : le taux de conversion est très important pour les comportements multi-canal comparé à celui des mono-canal.

En conclusion, le tableau ci-dessous récapitule les classes d'internautes retenus :

Type de comportement	Classe	Qualification	Composition	% dans l'échantillon
Mono canal	Classe 1	Les exposés aux messages display	1 832	12,4 %
	Classe 2	Les exposés aux messages affiliation	986	6,7 %
	Classe 3	Les exposés aux messages e-mailing	1 637	11,1 %
Multi canal	Classe 4	hédoniste faiblement exposés	8 908	60,2 %
	Classe 5	hédoniste moyennement exposés	1 236	8,4%
	Classe 6	hédoniste très exposés	38	0,3%
	Classe 7	les utilitaires	129	0,9 %

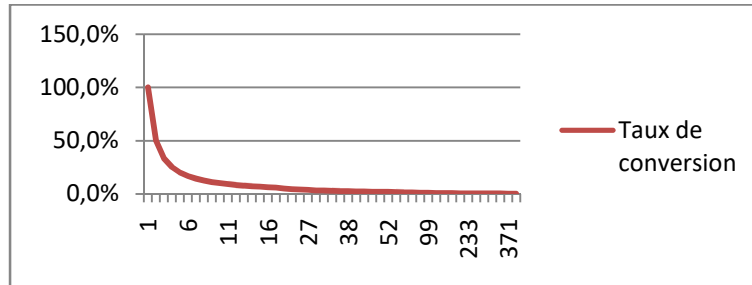
**Tableau 1. Classification des internautes selon leurs comportements de navigation**

- ➔ Dans un premier temps nous avons procédé à une analyse du comportement de conversion selon les variables sociodémographiques pour chaque classe.
- ➔ Par la suite une deuxième analyse croisée des comportements de conversion selon les variables sociodémographiques a été faite.
- ➔ Pour chaque classe nous avons étudié l'évolution du taux de conversion en fonction de la fréquence d'exposition.

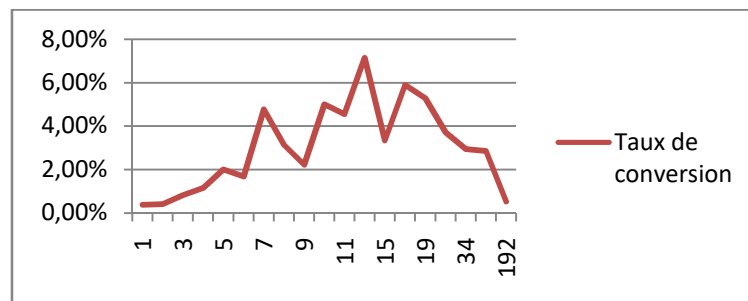
**Evolution du taux de conversion en fonction du nombre d'exposition :**

Nous étudions l'évolution du taux de conversion en fonction de la fréquence d'exposition. Rappelons que le taux de conversion est le rapport entre le nombre de conversion et le nombre total d'exposition.

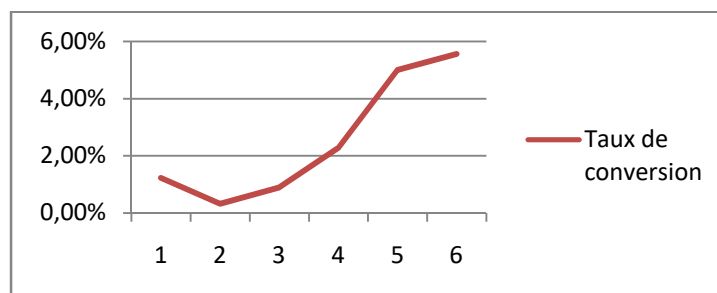
Pour chaque classe d'internaute (les classes mono-leviers et multi-leviers) nous calculons un taux de conversion global pour observer son évolution en fonction du nombre d'exposition servi par l'annonceur. Vous trouvez ci-dessous les graphiques obtenus.



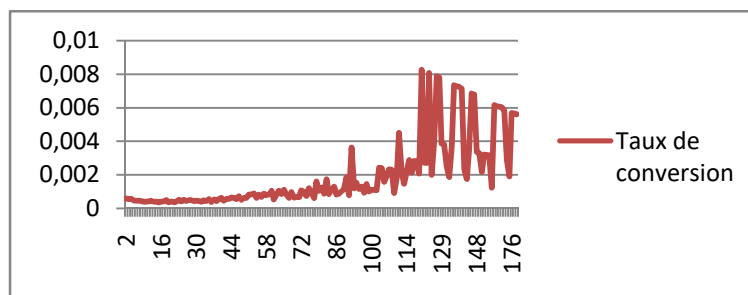
**Graphique 1. Evolution du taux de conversion pour les exposés aux Display**



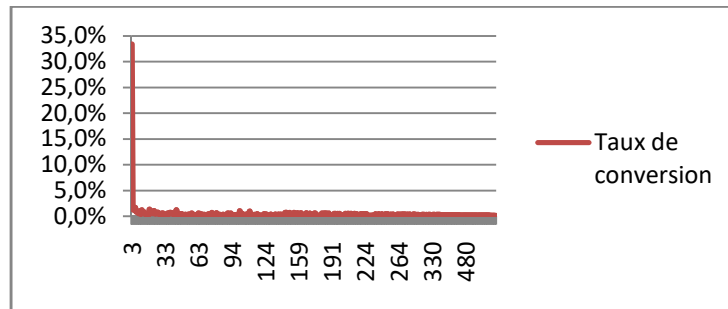
**Graphique 2. Evolution du taux de conversion pour les exposés aux messages**  
**Affiliation**



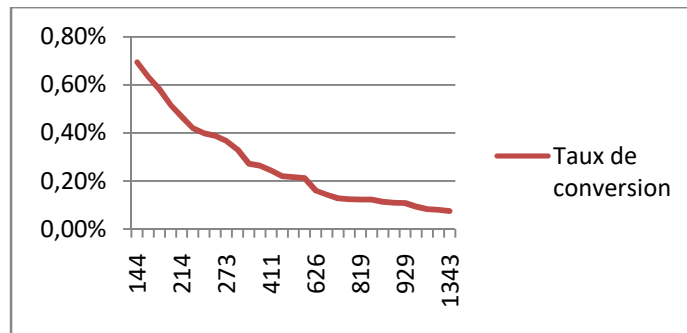
**Graphique 3. Evolution du taux de conversion pour les exposés aux messages E-mailing**



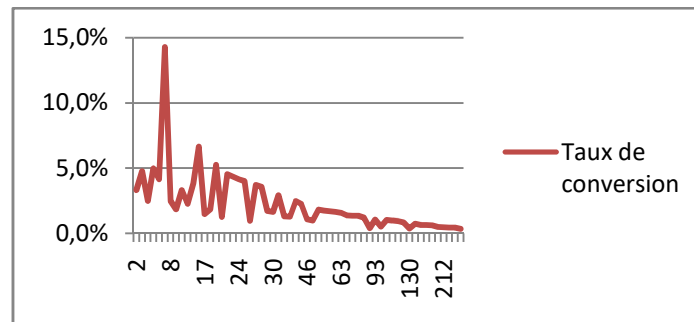
**Graphique 4. Evolution du taux de conversion pour les hédonistes faiblement exposés**



**Graphique 5. Evolution du taux de conversion pour les hédonistes moyennement exposés**



**Graphique 6. Evolution du taux de conversion pour les hédonistes très exposés**



**Graphique 7. Evolution du taux de conversion pour les utilitaires**

### 3-2 L'analyse de survie

Notre objectif dans cette partie est d'estimer la probabilité de conversion pour chaque classe d'internaute. D'un point de vue annonceur, s'il a une seule annonce à servir et deux cookies disponibles pour recevoir l'annonce, l'annonce devrait être servie au cookie qui aura la probabilité de conversion la plus élevée après avoir vu l'annonce. Comment cette probabilité de conversion est calculée ? La fonction de risque,  $\lambda(t)$ , donne le taux de conversion instantané,

avec la condition de non-conversion à un instant t-1 . La fonction survie, S (t) donne la probabilité cumulative de non-conversion à l'instant t.

Le tableau ci-dessous récapitule les probabilités de conversions par classe et par variable (exposition ou click). Suite à l'observation des graphiques des taux de conversion par classe d'internaute mono levier, nous avons trouvé pertinent de créer des sous classe en fonction du nombre d'exposition. L'objectif c'est de mieux affiner l'analyse.

Type de comportement	Classe	Probabilité de convertir après des expositions				Probabilité de convertir après des visites			
		1	2	3-7	8 et plus	1	2	3-7	8 et plus
Mono levier	Les exposés aux messages display	3,37%	NS	- 92,1 %	NS	43,41%	46,32%	70,9%	NS
	Les exposés aux messages affiliation	NS	NS	NS	NS	65,5 %	81,8%	- 14,72%	NS
	Les exposés aux messages e-mailing	NS		NS	-	64,69 %		NS	-

**Tableau 2. Probabilité de conversion par classe d'internaute**

## Conclusion

Notre travail nous a permis, grâce aux premiers résultats déterminés, de mettre en évidence l'effet négatif de la répétition excessive (probabilité de conversion négative).

Notre prochain travail serait d'étudier la réponse des consommateurs à des expositions multiples issues de divers canaux publicitaires (les classes multi-leviers).

## Bibliographie

### Articles :

Anderl E. Becker, I. Von Wangenheim , F. et Hendrik Schumann, J, (2016) Mapping the customer journey: Lessons learned from graph-based online attribution modeling, *International Journal of Research in Marketing*, Volume 33, Issue 3, September 2016, Pages 457–474

<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijresmar.2016.03.001>

Berlyne D. E. (1970), Novelty, Complexity, and Hedonic Value, *Perception and Psychophysics*, 8, 279-86.

Bucklin R.E., Sismeiro, C., (2003), A model of web site browsing behavior estimated on clickstream data, *Journal of Marketing Research*, 40 (3), 249–267

Cacioppo J. T., & Petty, R. E. (1985), Central and peripheral routes to persuasion: The role of message repetition. In L. Alwitt & A. Mitchell (Eds.), *Psychological processes and advertising effects*. (pp. 91-111). Hillsdale, NJ: Erlbaum.

Chatterjee P. Hoffman D.L. & Novak T.P. (2003), Modeling the Clickstream: Implications for Web-Based Advertising Efforts, *Marketing Science*, 22(4), 520-41.

Cho C.H., Lee J.-G., & Tharp, M.(2001), Different Forced-Exposure Levels to Banner Advertisements, *Journal of Advertising Research*, (41:4), pp 44-56.

Danaher B., Dhanasobhon S., Smith M. D., & Telang R. (2010), Converting pirates without cannibalizing purchasers: the impact of digital distribution on physical sales and internet piracy, *Marketing science*, 29(6), 1138-1151

Dreze X. and Hussherr F. (2003), Internet Advertising: Is Anybody Watching, *Journal of Interactive Marketing*, 17 (4),8–23.

Dreze X. & Bonfrer (2008), An empirical investigation on the impact of communication timing on customer equity, *Journal of interactive marketing* , 22 (1), 36-50.

Godfrey A., Seiders K., & Voss G.B. (2011), Enough Is Enough! The Fine Line in Executing Multichannel Relational Communication, *Journal of Marketing*. Vol. 75 (July 2011), 94–109.

Ha L. (1996), Advertising clutter in consumer magazines: dimensions and effects, *Journal of Advertising Research*, 36(2), 76-83

Hongshuang A. L. & Kannan P.K. (2014) Attributing Conversions in a Multichannel Online Marketing Environment: An Empirical Model and a Field Experiment. *Journal of Marketing Research*: February 2014, Vol. 51, No. 1, pp. 40-56.

Janiszewski C. (1993), Preattentive Mere Exposure Effects, *Journal of Consumer Research*, 20 (December), 376–92.

Kauffman R.J., Srivastava J., & Vayghan J., (2012), Business and data analytics: new innovations for the management of e-commerce: The role of business analytics in e-commerce, *Electronic Commerce Research and Applications*, 11 (2), 85–88,

Kireyev P., Pauwels K., & Gupta S. (2016), Do display ads influence search? Attribution and dynamics in online advertising, *International Journal of Research in Marketing*, (publication à venir).

Lambrecht A, & Tucker C (2013). When Does Retargeting Work? Information Specificity in Online Advertising, *Journal of Marketing Research* ,50, no. 5:561–576.

- Nottorf F.(2013), Modeling the clickstream across multiple online advertising channels using a binary logit with Bayesian mixture of normals, *Electronic Commerce Research and Applications* 13 (2013) 45–55
- Novak T.P. & Hoffman D.L. (2003), The influence of goal-directed and experiential activities on online flow experiences, *Journal of Consumer Psychology*, 13(1&2), 3–16
- Pechmann C. & Stewart D.W.(1988), The Multidimensionality of Persuasive Communication: Theoretical and Empirical Foundations. In A. Tybout, P. Cafferata (Eds.), *Cognitive and Affective Responses to Advertising*. (pp. 31-65). Lexington, MA: Lexington Press.
- Reinartz W.J.S., Thomas S. & Kumar V. (2005), Balancing Acquisition and retention resources to maximize customer profitability, *Journal of marketing*, 69 (January), 63-79.
- Rust R.T., Verhoef P. C.(2005), Optimizing the marketing interventions mix in intermediate term CRM, *Marketing Science*. 24 (3) 477–489.
- Venkatesan R. & Kumar V. (2004), A Customer Lifetime Value Framework for Customer Selection and Resource Allocation Strategy, *Journal of Marketing*, 68 (October), 106–125.
- Verhoef P. (2003), Understanding the Effects of Customer Relationship Management Efforts on Customer Retention and Customer Share Development, *Journal of Marketing*, 67 (October), 30–45
- Venkatesan R., Bohling T. & Beckmann D. (2008), The Power of CLV: Managing Customer Lifetime Value at IBM, *Marketing Science*, 27 (4), 585-99.
- Zajonc R. B. (1980), Feeling and Thinking: Preferences Need no Inferences, *American Psychologist*, 35, 151-175

### Ouvrage

- Bressolles G. (2016), Le marketing digital, Paris Dunod, DL 2016, cop 2016.
- Evrard Y., Pras B. & Roux E. (2000). Market. Études et recherches en marketing. Paris : Dunod.
- Falissard B. (1996). Comprendre et utiliser les statistiques dans les sciences de la vie. Paris : Masson, 314 p
- Saporta G. (1990). Probabilités, analyse des données et statistique. Paris : Technip.