

IOANA MIHART

Doctorante en Marketing

LEM IAE - Université des Sciences et Technologies de Lille

IAE - 104 Av. du Peuple Belge, 59043 Lille

e-mail : irmihart@yahoo.com

MICHEL CALCIU

Maître de conférence, HDR

LEM IAE - Université des Sciences et Technologies de Lille

IAE - 104 Av. du Peuple Belge, 59043 Lille

Tél. : 03 20 12 34 09

e-mail : michel.calciu@univ-lille1.fr

CUSTOMER EQUITY MAXIMISATION BY DYNAMIC ALLOCATION OF PERSISTENT EFFECT MARKETING ACTIONS

ABSTRACT

Our paper explore the directions that might guide and optimize the marketing decision making process. First, we use stochastic models in order to perform a segmentation that will regroup clients with equivalent future Lifetime Values, in spite of different buying histories. By the bias of dynamic programming, each segment will be addressed with an adapted price policy, ideal in respect to our Lifetime Value maximization objective. In choosing between alternative scenarios we will let ourselves be guided by the results of persistence modeling. We will finally evaluate the flexibility of the brand in making marketing decisions.

Key words: Lifetime Value, probabilistic models, persistence models, real options, dynamic programming.

MAXIMISATION DU CAPITAL CLIENT PAR ALLOCATION DYNAMIQUE DES ACTIONS MARKETING A EFFET PERSISTANT

RESUME

Notre article explore les directions qui peuvent guider et optimiser les décisions marketing. Il s'agit dans un premier temps, d'utiliser des modèles stochastiques qui nous permettront de segmenter la base de clients, en regroupant les clients ayant des valeurs futures équivalentes malgré leurs historiques d'achats différents. A l'aide d'une approche basée sur les options réelles et la programmation dynamique, chaque segment de clients sera abordé avec une politique de prix adaptée, optimale par rapport à l'objectif de maximisation de la Lifetime Value. Le choix parmi les scénarii alternatifs sera guidé par la modélisation de la persistance. Nous quantifierons la valeur de la flexibilité de l'enseigne dans l'adoption de ses décisions marketing.

Mots clé : Lifetime Value, modèles probabilistes, modèles de la persistance, options réelles, programmation dynamique.

INTRODUCTION

La perception de la base clients s'est progressivement orientée vers une vision financière pour arriver même à ce que celle-ci soit assimilée à un portefeuille d'actifs hétérogènes. Les applications de gestion de la clientèle ont trouvé dans cette hétérogénéité le moteur du développement des programmes marketing différenciés ou personnalisés. Souvent, cela implique l'utilisation des mesures de l'historique transactionnel afin de prédire la Lifetime Value qui sera par la suite utilisée pour l'allocation des ressources (Lewis, 2005 a).

Dans le contexte économique actuel, le rôle stratégique de l'allocation des ressources marketing limitées devient encore plus évident. L'approche traditionnelle, selon laquelle les clients les mieux placés en termes de Lifetime Value estimée se voient dédiés plus de ressources, est aujourd'hui remise en question (Haenlein, Kaplan et Schoder, 2006). Notre article explore les directions qui peuvent diriger et optimiser les décisions marketing.

Si les données transactionnelles apportent l'information nécessaire pour éclairer certains traits comportementaux des clients vers lesquels sont dirigés les efforts et les ressources marketing, le calcul de la valeur de la base clients ne peut être valide en absence de l'évaluation de l'impacte même de ces efforts sur le comportement futur des clients. Ces paramètres supplémentaires viennent s'ajouter à la connaissance de la base clients et ensemble peuvent guider le processus décisionnel de façon à optimiser le Capital Client durablement.

Notre article propose une méthodologie qui, en s'appuyant sur les méthodes probabilistes permettra de segmenter la base clients de façon à créer des groupes de clients homogènes par rapport à la future valeur dégagée. Notre démarche sera guidée par le concept de courbes iso-valeur introduit par Fader, Hardie et Lee (2005). Ensuite, à travers la modélisation de la persistance, nous analyserons l'impact d'une mesure d'allocation des ressources, qui dans notre cas va prendre la forme d'une opération promotionnelle sur les prix,

sur la valeur des segments formés. C'est une voie qui a déjà été explorée dans des études comme celles de Yoo et Hanssens (2008), Pauwels et al. (2002), Nijs et al. (2001) et qui s'est avérée très adaptée pour la description des relations dynamiques qui s'établissent entre les actions marketing et la réponse client. Nous utiliserons les deux catégories d'information (client et système) pour tracer à l'aide des options réelles, le chemin optimal des actions à entreprendre. Finalement, nous mesurons la valeur de la flexibilité décisionnelle en tant qu'écart entre les valeurs de la base clients en adoptant ou non la décision optimale à chaque étape de la relation de l'enseigne avec ses clients.

METHODOLOGIE

LES COURBES ISO-VALEUR

Afin d'argumenter la nécessité de faire appel aux modèles stochastiques pour obtenir des préconisations pertinentes de la Lifetime Value d'un portefeuille de clients, il suffit de mettre en évidence quelques faiblesses des modèles de scoring de type RFM. D'abord, les prédictions ne vont pas au-delà de la période suivante, tandis que le calcul de la LTV nécessite des informations pour toutes les périodes suivantes allant jusqu'à la durée de vie probable du client. Pour obtenir cela, la régression n'est guère adaptée. Deuxièmement, les variables RFM ne sont que des manifestations extérieures d'un certain nombre de traits comportementaux sous-jacents. C'est pour cela que des populations distinctes du même panel de clients vont engendrer de valeurs RFM différentes et, par conséquent, des paramètres distincts.

Après avoir mis en évidence ces inconvénients des modèles de scoring, Fader, Hardie et Lee (2005) ont proposé une alternative qui consiste en développer un modèle du comportement de l'acheteur en partant de la prémisse que le comportement observé est la

manifestation des traits latents, lesquels, une fois identifiés, pourront être utilisés pour prévoir le comportement futur du client. Ceci repose donc sur le théorème de Bayes et mobilise le cadre Pareto/NBD (Schmittlein, Morrison et Colombo, 1987) pour lier de manière formelle les variables RFM aux traits latents tout en démontrant que ces informations sont suffisantes.

Méthodologie LTV

La première présomption de Fader, Hardie et Lee (2005), qui sera par la suite validée, est que la valeur monétaire est indépendante par rapport au processus transactionnel sous-jacent. Cela va leur permettre d'exprimer la LTV comme le produit entre la marge, le revenu par transaction et le DET (Discounted Expected Transactions) autrement dit, le flux actualisé des transactions futures. Le modèle Pareto/NBD (Schmittlein, Morrison et Colombo, 1987), malgré la complexité de sa mise en œuvre, a fait ses preuves en termes de capacité d'expliquer les flux de transactions dans les environnements non-contractuels. Son principal atout réside dans la quantité limitée d'informations nécessaires pour l'estimation de ses paramètres, la récurrence et fréquence étant des mesures suffisantes. $E[Y(t)]$ – le nombre espéré de transactions qui seront effectuées dans un intervalle de temps t , est l'une des expressions dérivées de ce modèle et elle sera à la base de l'estimation du DET.

$$E[Y(t) / r, \alpha, s, \beta, x, t_x, T] = \left\{ \frac{\Gamma(r+x) \alpha^r \beta^s}{\Gamma(r) (\alpha+T)^{r+x} (\beta+T)^s} / L(r, \alpha, s, \beta / x, t_x, T) \right\} \times \frac{(r+x)(\beta+T)}{(\alpha+T)(s-1)} \left[1 - \left(\frac{\beta+T}{\beta+T+t} \right)^{s-1} \right] \quad (1),$$

où x est le nombre de transactions observées dans l'intervalle $(0, T]$, t_x ($0 < t_x \leq T$) correspond au moment de la dernière transaction observée, r , α , s et β sont les paramètres estimés du modèle Pareto/NBD, tandis que $L(\cdot)$ est la fonction de vraisemblance Pareto/NBD (Hardie et Fader, 2005).

Ainsi, le DET devient:

$$DET = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{E[Y(t) / X = x, t_x, T] - E[Y(t-1) / X = x, t_x, T]}{(1+d)^t} \quad (2).$$

Cette formulation présente certains désavantages liés au fait qu'elle nécessite des précisions quant à l'horizon de temps utilisé pour la projection et l'étendue des périodes mesurées (trimestres, années, etc.). La solution passe par un changement de perspective, de cette formulation discrète vers une continue, comme c'est souvent le cas dans l'analyse financière. Ainsi, la valeur présente du flux de transactions futures attendues, en considérant un taux d'intérêt composé δ s'exprime par :

$$DET(\delta / r, \alpha, s, \beta, X = x, t_x, T) = \frac{\alpha^r \beta^s \delta^{s-1} \Gamma(r+x+1) \Psi[s, s; \delta(\beta+T)]}{\Gamma(r)(\alpha+T)^{r+x+1} L(r, \alpha, s, \beta / X = x, t_x, T)} \quad (3),$$

où $\Psi(\cdot)$ représente la fonction hypergéométrique confluyente du deuxième type¹.

L'intégration par la suite de la valeur monétaire dans l'expression de la LTV se fera par le biais de l'estimation d'un modèle de type Gamma/Gamma (utilisé également par Glady, Baesens et Croux, 2009). Ceci est nécessaire parce que nous ne pouvons pas considérer la moyenne observée des valeurs des transactions d'un client m_x comme étant la véritable valeur moyenne sous-jacente des transactions de ce client $E(M)$. Individuellement, la valeur des x achats d'un client suit une distribution gamma (de paramètres de forme p et d'échelle v) et l'hétérogénéité interindividuelle des moyennes des valeurs d'achat suit également une distribution gamma (de paramètres de forme q et d'échelle γ). Ainsi, la valeur moyenne prédite des transactions d'un client ayant effectué une dépense moyenne m_x à travers x transactions est donné par l'expression:

$$E(M / p, q, \gamma, m_x, x) = \left(\frac{q-1}{px+q-1} \right) \frac{\gamma p}{q-1} + \left(\frac{px}{px+q-1} \right) m_x \quad (4)$$

1 La dérivation de cette expression peut être consultée dans: Fader, Hardie et Lee - « RFM and CLV : Using Iso-Value Curves for Customer Base Analysis » (Annexe), Journal of Marketing Research, November 2005

Ces deux modèles estimés, nous pourrions étudier les relations qui s'établissent entre la récurrence, fréquence et la valeur monétaire à travers les courbes iso-valeurs. Ces courbes ont été introduites par Fader, Hardie et Lee (2005) dans le contexte de l'analyse de la valeur client. Elles seront obtenues par l'évaluation de l'équation qui décrit le DET pour toutes les valeurs possibles de ses paramètres x et t_x . L'introduction ultérieure de la valeur monétaire va compléter le tableau et permettre d'identifier les segments de clients, qui malgré leurs historiques d'achats différents, généreront la même Lifetime Value.

ALLOCATION DYNAMIQUE DES ACTIONS MARKETING

Haenlein, Kaplan et Schoder (2005) envisagent cette approche de modélisation du comportement futur des clients basée sur les modèles probabilistes, comme une manière de prendre en compte leur hétérogénéité qui pourrait faciliter la compréhension des facteurs qui leur sont spécifiques et qui influencent la valeur des options réelles. Leur étude met en évidence l'importance de la valorisation des options réelles qui se présentent à une enseigne au cours des relations qu'elle entretient avec ses clients. Ces options portent souvent sur l'allocation des ressources marketing entre l'acquisition et la rétention des clients. Lewis (2004) propose une méthodologie très intéressante basée sur un constat concernant l'évolution des décisions d'achat des clients. Sous l'influence des activités promotionnelles et programmes de fidélité, leurs décisions ne sont plus tellement myopes et concentrées sur la satisfaction présente, mais plutôt des choix séquentiels, orientés vers la résolution d'un problème d'optimisation dynamique. Petit à petit, le comportement des clients acquiert une connotation stratégique. À travers son travail, Lewis (2004) met à disposition une plate-forme permettant la mise en place de simulations qui pourraient apporter de bienvenus éclaircissements quant à l'efficacité relative de chaque instrument marketing sur la rétention et l'augmentation des taux d'achat à court et long terme. C'est toujours Lewis (2006) qui étudie cette fois l'impact des

promotions visant l'acquisition de nouveaux clients sur la composition du portefeuille de clients et implicitement, sur sa valeur. Le principe de base de la méthodologie développée est celui selon lequel une offre promotionnelle diminue le risque perçu apparenté à l'essai du produit. Lors de l'essai, le client apprend comment le prix de réservation qu'il est prêt à payer se situe par rapport au prix habituel pratiqué par l'enseigne. Une partie des clients ainsi acquis, ceux pour lesquels le prix de réservation est inférieur au prix normal, n'effectueront pas d'achat répété. C'est pour cette raison que l'on peut s'attendre à ce que le Capital Client de clients acquis par voie promotionnelle soit inférieur à celui des clients acquis normalement et Lewis (2006) démontre que c'est effectivement le cas (jusqu'à -50% pour des promotions de l'ordre de -35%). C'est donc une mise en garde par rapport au danger d'évaluer les clients acquis par le biais des promotions en se rapportant au comportement de ceux acquis normalement, car ce mode opératoire peut conduire à des niveaux du Capital Client sensiblement surestimés. Ce type d'enjeux révélés a motivé l'apparition récente de plusieurs études qui se sont attachées à l'optimisation de l'allocation des ressources marketing limitées en utilisant la Lifetime Value comme critère départageant les niveaux d'effort qui seraient alloués aux différents segments de clients. Mais, dans ce cas, l'actualisation des flux futurs ne reflète pas la valeur intrinsèque de la flexibilité manageriale dans la prise de décisions. Dans leur étude de 2005, Haenlein, Kaplan et Schoder évaluent l'option d'abandonner les clients non-profitables à différentes étapes de la relation et aussi, l'écart entre la Lifetime Value calculée en prenant ou non en compte ces choix. Dans le contexte des biens de consommation courante, vendus en grande surface, ce type d'option n'est pas vraiment viable, comme elle pourrait l'être dans la vente par correspondance ou dans les environnements contractuels. Par contre, ce milieu se prête à l'analyse d'autres choix qui se présentent dans la mise en place des stratégies marketing, comme la fréquence et l'intensité des actions promotionnelles effectuées dans le but d'acquérir de nouveaux clients ou bien de stimuler l'activité des clients

existants. Nous proposons donc une approche basée sur l'option réelle d'effectuer ou non une action promotionnelle à un moment donné, de choisir sa cible et son intensité de manière à maximiser la Lifetime Value du segment visé ou du portefeuille de clients dans son ensemble. Cette flexibilité dans la mise en place des actions promotionnelles est aujourd'hui envisageable, grâce aux systèmes de fidélité qui permettent une certaine personnalisation de la relation client même dans les environnements non-contractuels et qui permettent de plus le suivi des réactions provoquées.

Les options réelles peuvent être quantifiées selon trois méthodes différentes, dont deux nous parviennent des marchés financiers: Black and Scholes et l'évaluation des créances. Mais Haenlein, Kaplan et Schoder (2005) déconseillent l'emploi de ces méthodes dans un contexte marketing, puisque les mécanismes sous-jacents des marchés financiers et des biens de consommation ne sont pas les mêmes. La solution qu'ils préconisent est celle de la programmation dynamique, adaptée à la résolution des problèmes séquentiels. Le principe de base de cette méthodologie, connu aussi comme principe de l'optimisation de Bellman, est celui selon lequel, la décision optimale à tout moment t peut-être identifiée en maximisant la somme des revenus engendrés par le fait de suivre une certaine politique au moment t et une politique optimale à partir de $t+1$. Ceci approche l'examen des options réelles de la théorie de la décision. Cette méthodologie a été employée dans un contexte contractuel par Lewis (2005 b). Elle a servi à déterminer les chemins à suivre en termes de politique des prix afin d'atteindre un profit maximal. L'atout principal de la programmation dynamique est celui de permettre d'exprimer le résultat dégagé comme fonction explicite des politiques marketing et des statuts client. Elle intègre ainsi la valeur de la flexibilité manageriale.

MODELISATION DE LA PERSISTANCE

Pour mesurer l'impact des divers options sur le Capital Client de chacun des segments identifiés à l'aide des iso-courbes, nous nous appuyerons sur les modèles de la persistance. Plus précisément, nous construirons des systèmes de vecteurs autorégressifs à travers lesquels nous analyserons de façon dynamique l'impact des actions marketing sur le Capital Client et ses facteurs formateurs: l'acquisition et la rétention.

Le schéma dans la Figure 1 synthétise les principales étapes de notre démarche et les méthodologies mobilisées.

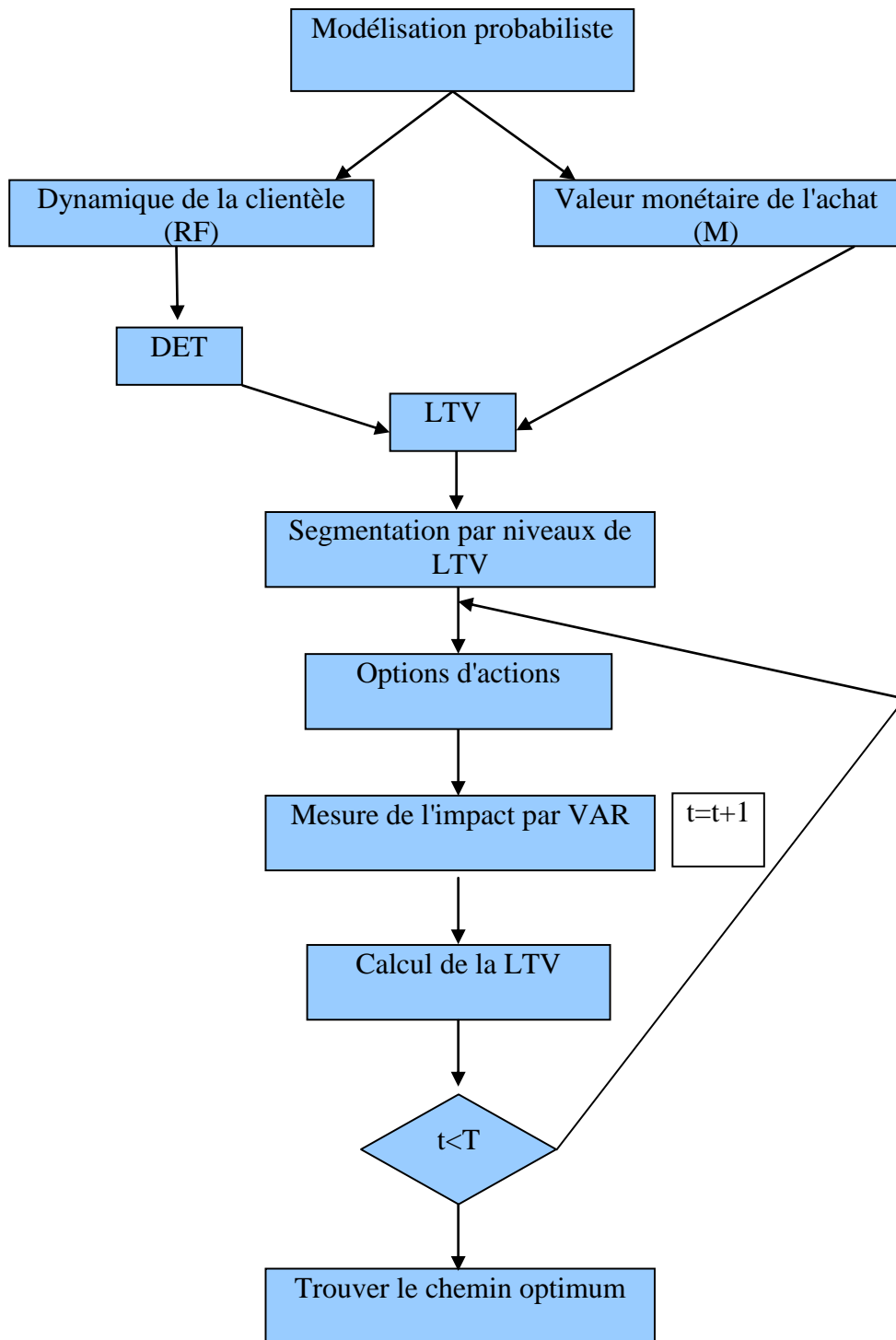


Figure 1 – Etapes de modélisation

ETUDE EMPIRIQUE

Nous allons proposer en ce qui suit, une manière d'articuler les 3 approches décrites ci-dessous qui permettra de diriger et optimiser les décisions marketing liées à la mise en place des actions promotionnelles basées sur les prix, de guider le manager dans le choix de leur fréquence et de leur intensité. Il s'agit dans un premier temps, d'utiliser des modèles stochastiques qui nous aideront à segmenter la base de clients, en regroupant les clients de valeurs futures équivalentes malgré leurs historiques d'achats différents. A l'aide de la modélisation de la persistance, nous étudierons les résultats qui seront obtenus au niveau de chaque segment de clients abordé avec des actions marketing différentes en termes de rythme et de dosage, par rapport à l'objectif de maximisation de la Lifetime Value. Le choix parmi les scénarii alternatifs sera guidé par la les options réelles et la programmation dynamique.

Nous avons utilisé dans nos traitements les données transactionnelles d'un panel AC Nielsen de consommateurs habitant à Sioux Falls (North Dakota). La période d'observation couvre 122 semaines entre 1985 et 1987 et les ventes analysées sont celles d'une marque de margarine, troisième acteur du marché avec une part s'élevant à 20.5%.

SEGMENTATION DE LA BASE CLIENTS

Nous avons modélisé le comportement de notre base de clients en faisant appel à 2 modèles différents: d'abord le modèle Pareto/NBD pour les transactions et ensuite le modèle Gamma/Gamma pour la valeur monétaire des transactions. Nous avons utilisé la première moitié de l'intervalle d'observation comme période de calibrage des modèles (en sélectionnant donc seulement les clients ayant effectué leur premier achat au cours de cet intervalle), gardant la seconde moitié pour leur validation. Nous avons vérifié le bien-fondé de l'application d'un modèle probabiliste de type Pareto/NBD en nous assurant de la présence

d'un véritable phénomène d'attrition dans les comportements dynamiques d'achat observés (Figure 2).

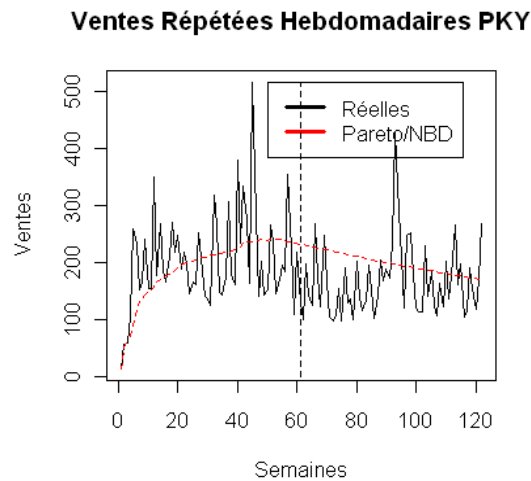


Figure 2 - Achats répétés réels et modélisés à travers Pareto/NBD

Nous avons contrôlé la pertinence des estimations du comportement futur des 2976 clients qui forment notre échantillon, obtenues à l'aide de ces deux modèles à travers les tests suggérés par Fader, Hardie et Lee (2005).

D'abord, en utilisant l'expression dérivée du modèle Pareto/NBD $E[X(t)]$, nous avons déterminé le nombre attendu de transactions de notre base clients pour chacune des 122 semaines observées. Nous pouvons remarquer dans le graphique ci-dessous (Figure 3) que les prédictions du modèle suivent avec justesse la trajectoire réelle des ventes cumulées tant pendant la période de calibrage que pendant celle de validation. La surestimation de ventes cumulées à la fin de la période d'observation ne dépasse pas les 5%.

Ventes Cumulées Répétées PKY (Pareto/NBD)

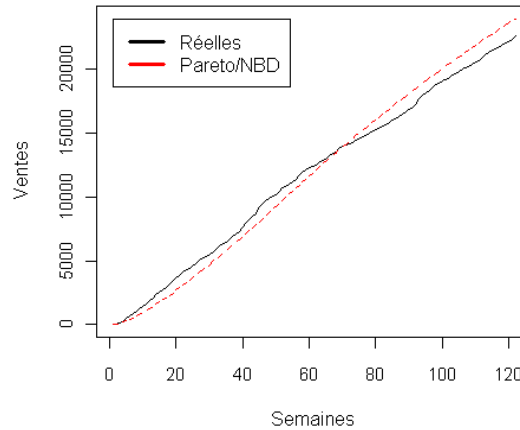


Figure 3 - Achats répétés cumulés, réels et modélisés à travers Pareto/NBD

Étant donné que nous allons utiliser Pareto/NBD en tant que base de calcul pour la Lifetime Value des clients de notre base, il serait encore plus intéressant de tester sa capacité de prédire le comportement individuel d'achat pendant la période de validation, en fonction du comportement antérieur, observé au long de la période de calibrage. Ce test est réalisé en employant l'expression $E(Y(t)|X=x, t_x, T)$ dérivée du modèle Pareto/NBD pour chacun des clients. La Figure 4 représente les résultats obtenus par simulation en concurrence avec les ventes réellement constatées, regroupés par le nombre de transactions répétées observées pendant les 61 premières semaines. Cela signifie que les résultats de l'estimation sont pertinents d'autant plus si nous tenons compte du fait que pour chaque niveau de la fréquence (x) nous agrégeons des clients ayant de récences distinctes.

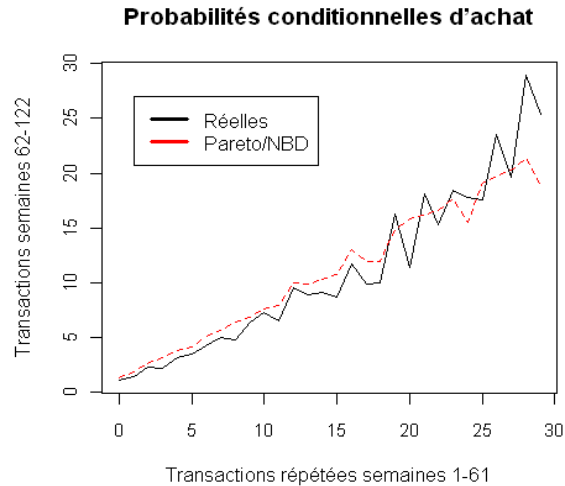


Figure 4 - Probabilités conditionnelles d'achat

La validation du modèle Gamma/Gamma pour la valeur monétaire passe par sa combinaison avec le modèle Pareto/NBD pour les transactions. Ainsi, nous pourrions examiner la qualité des prédictions quant au montant total dépensé au niveau individuel au cours de la période de validation. Nous calculons pour chaque client la valeur monétaire moyenne attendue en fonction de sa fréquence et de sa valeur monétaire observées pendant la période de calibrage. Celle-ci est utilisée ensuite pour obtenir deux estimations du montant total qui sera dépensé au cours de la période de validation. Dans la première, elle est multipliée par le nombre réel de transactions effectuées par chaque client pendant la validation, tandis que dans la deuxième, par le nombre de transactions prédit issu de la modélisation Pareto/NBD. Ainsi, nous aurons testé les deux composantes du modèle aussi bien séparément qu'ensemble. Les résultats sont représentés dans la Figure 5. Cette fois, à chaque niveau de fréquence (x) nous agrégeons des clients ayant non-seulement de récences distinctes, mais aussi des valeurs monétaires différentes au cours de la période de calibrage.

Probabilités conditionnelles de la valeur monétaire

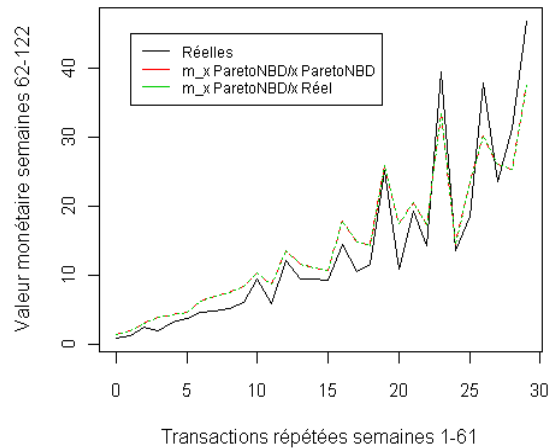


Figure 5 - Probabilités conditionnelles de la valeur monétaire

Les résultats obtenus nous permettent de conclure que les modèles Pareto/NBD et Gamma/Gamma fournissent des prévisions conditionnelles fiables pour la valeur monétaire totale attendue et nous confortent dans le choix de les utiliser dans la modélisation de la Lifetime Value.

Dans un premier temps nous allons étudier les relations qui s'établissent entre le DET et la récurrence/fréquence. Afin de réaliser cela, nous allons estimer l'équation 2 pour toutes les combinaisons possibles de la récurrence et de la fréquence, ce qui veut dire une fréquence qu'on va fixer entre 0 et 12 (92% de la base, exception faite de toutes les valeurs extrêmes) et une récurrence de 0 à 122. Nous utilisons dans nos calculs un taux d'actualisation annuel de 20%, ce qui implique un taux d'intérêt cumulé de 0.0035. Les résultats des simulations sont présentés sous forme de courbes iso-valeurs dans la Figure 6. Celle-ci met en évidence un phénomène qui autrement aurait été difficile à identifier. L'asymétrie des courbes indique que pour une récurrence donnée et relativement faible (par exemple 30), le flux actualisé des transactions futures des clients ayant une fréquence importante (par exemple 12) est plus faible que celui des clients d'une fréquence réduite (par exemple 2). Autrement dit, un taux d'achat important

associé à un dernier achat qui commence à dater suggèrent que le client en question est devenu inactif.

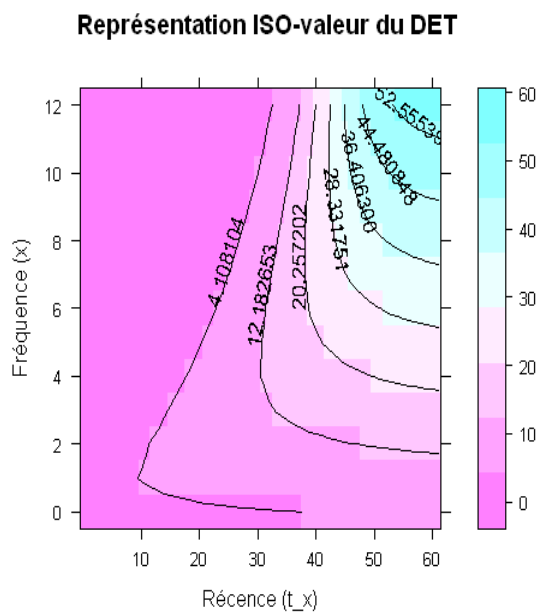


Figure 6 - Représentation ISO-valeur du DET

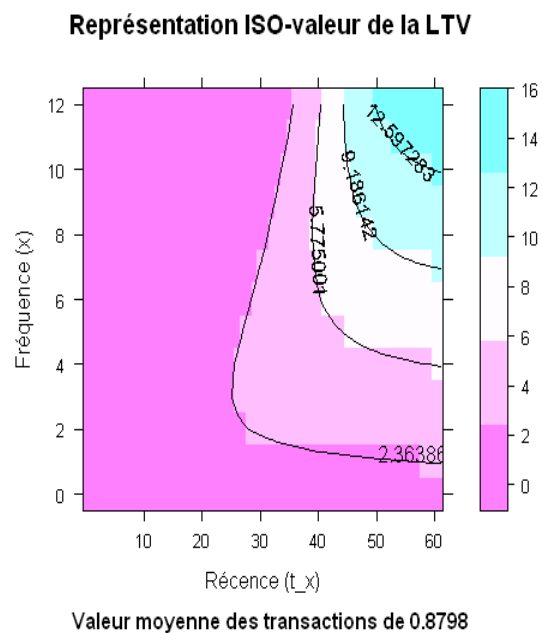


Figure 7 - Représentation ISO-Valeur de la LTV

En considérant un taux de marge de 30% et en introduisant également dans la simulation l'expression de la valeur moyenne prédite des transactions exprimées par le DET, nous obtenons l'estimation de la Lifetime Value de chacun des clients de la base. La représentation iso-valeur de celle-ci pour une valeur moyenne donnée des transactions (dans la Figure 7 nous avons choisi la valeur moyenne issue du modèle Gamma/Gamma), facilite l'observation du fait que des clients ayant des historiques d'achats tout à fait différents en termes de récence et fréquence d'achat peuvent être équivalents en termes de Lifetime Value dans le portefeuille d'une enseigne.

Cette approche prend donc en compte l'hétérogénéité des clients pour permettre une segmentation basée sur leur potentiel futur plutôt que sur l'observation du comportement passé. Ceci représente une des principales voies de recherche annoncées par Haenlein, Kaplan et Schoder (2006), car elle pourrait contribuer à une meilleure compréhension des facteurs spécifiques aux clients qui peuvent influencer la valeur des options réelles. Nous appuierons

donc notre évaluation de l'option réelle d'adresser chaque client avec des actions promotionnelles adéquates sur la segmentation décrite ci-dessus. Le nombre de segments retenu est de cinq, et ceci après avoir enlevé de l'analyse les 733 clients qui n'ont pas effectué d'achat répété pendant les 61 semaines de la période de calibrage. Leur enlèvement est dicté par la méthodologie que nous allons employer par la suite afin de mesurer l'impact des actions promotionnelles sur les composantes du Capital Client de chacun des segments. Cela ne signifie en aucun cas qu'ils devraient être traités avec légèreté, car à eux seuls ils représentent, comme dans le cas de Fader, Hardie et Lee (2005), 5.74% de la valeur future dégagée par la base de clients en son intégralité.

SPECIFICATION DES MODELES VAR

Afin de pouvoir évaluer l'option réelle de mettre en œuvre la bonne action promotionnelle, au bon moment et pour le bon segment de clients, nous devons pouvoir estimer l'impact qu'une telle action pourrait avoir sur le Capital Client du segment en question. La méthodologie de référence quand il s'agit de mesurer les conséquences que nous pourrions attendre suite à l'exercice d'un choc sur une des composantes d'un système est la modélisation de la persistance. Parmi les études qui l'ont utilisée dans un contexte marketing, celle de Yoo et Hanssens (2008) propose un système vectoriel autorégressif construit autour de six variables endogènes (le nombre d'acheteurs et les quantités achetées par les clients considérés comme prospects – en mode acquisition, ou par ceux considérés comme clients déjà acquis – en mode rétention, ainsi que deux variables décrivant les prix pratiqués – par l'enseigne étudiée et par ses concurrents (de façon agrégée)). Dans ce modèle rentrent également deux autres variables, cette fois exogènes, qui mesurent les quantités achetées dans des conditions spéciales comme l'existence d'une activité promotionnelle sur le lieu de vente. Le modèle sera estimé pour chacun des segments de clients déterminés auparavant. Les pré-

requis de la mise en œuvre de cette méthodologie sont la constitution des séries temporelles qui forment nos systèmes vectoriels autorégressifs ainsi que le test du caractère stationnaire ou évolutif de celles-ci. En ce qui concerne la constitution des séries, elle repose sur le calcul pour chacun de clients de la probabilité résultante du modèle Pareto/NBD de faire partie du portefeuille actif de l'enseigne. Cette probabilité est exprimée par l'équation 5.

$$P(\text{alive} \mid r, \alpha, s, \beta, x, t_x, T) = \frac{\Gamma(r+x)\alpha^r \beta^s}{\Gamma(r)(\alpha+T)^{r+x} (\beta+T)^s} \cdot \frac{1}{L(r, \alpha, s, \beta \mid x, t_x, T)} \quad (5)$$

Le choix de la frontière entre le statut actif / inactif d'un client fait l'objet d'un processus d'optimisation du nombre de clients correctement classés (Wübben et Wangenheim, 2008) qui mènera à des résultats différents en fonction des spécificités de chaque marché et de chaque bien de consommation. Dans notre cas, ce seuil s'établit à une valeur de 0.99. Quant à la détermination du caractère stable ou évolutif des ces séries, elle a été réalisée en appliquant le test de Dickey et Fuller (1979) qui nous permis de mettre en évidence leur stationnarité et d'établir par conséquent, la forme du modèle vectoriel autorégressif: il s'agit d'un modèle VAR en niveaux (sans restrictions). L'ordre de décalage des systèmes a été établi par l'application du critère de Schwartz. L'équation 6 décrit la forme générale de ces systèmes, qui seront spécifiés sous un format log-log qui facilitera l'interprétation des coefficients qui décrivent les interactions entre les variables endogènes.

$$\begin{pmatrix} aquant_t \\ rquant_t \\ apurch_t \\ rpurch_t \\ oprice_t \\ cprice_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \\ c_5 \\ c_6 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} & \pi_{13} & \pi_{14} & \pi_{15} & \pi_{16} \\ \pi_{21} & \pi_{22} & \pi_{23} & \pi_{24} & \pi_{25} & \pi_{26} \\ \pi_{31} & \pi_{32} & \pi_{33} & \pi_{34} & \pi_{35} & \pi_{36} \\ \pi_{41} & \pi_{42} & \pi_{43} & \pi_{44} & \pi_{45} & \pi_{46} \\ \pi_{51} & \pi_{52} & \pi_{53} & \pi_{54} & \pi_{55} & \pi_{56} \\ \pi_{61} & \pi_{62} & \pi_{63} & \pi_{64} & \pi_{65} & \pi_{66} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} aquant_{t-1} \\ rquant_{t-1} \\ apurch_{t-1} \\ rpurch_{t-1} \\ oprice_{t-1} \\ cprice_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \psi_{11} & \psi_{11} \\ \psi_{11} & \psi_{11} \\ \psi_{11} & \psi_{11} \\ \psi_{11} & \psi_{11} \\ \psi_{11} & \psi_{11} \\ \psi_{11} & \psi_{11} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} feature_t \\ display_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \\ \varepsilon_{4t} \\ \varepsilon_{5t} \\ \varepsilon_{6t} \end{pmatrix}$$

(6). Les seules relations simultanées permises dans le système sont celles qui s'établissent entre les variables marketing (les prix propres ou ceux de la concurrence) et les variables

réponse (les autres variables endogènes). Ces restrictions ont été imposées à travers la factorisation structurelle. Les paramètres du modèle VAR structurel obtenu en multipliant l'inverse de la matrice des restrictions avec le modèle VAR décrit auparavant constituent le fondement des fonctions de réponse impulsionnelles, qui vont tracer à travers le temps la performance incrémentale induite par le changement intervenu dans une des variables endogènes (Dekimpe et Hanssens, 2004). Nous retrouvons ces paramètres pour chacun des groupes constitués dans le tableau ci-dessous (Tableau 1).

Tableau 1 : Impact d'un choc inattendu sur les prix

	Effets de volume (Quantité achetée moyenne)		Effets d'incidence d'achat (Nombre d'acheteurs)		Effets d'inertie décisionnelle (Prix futurs)	
	Acquisition	Rétention	Acquisition	Rétention	Propres prix	
	Groupe 1					
Court terme	-3,1278***	-1,6258***	-2,8947***	-1,4942***	1,0000***	
Long terme	-0,6098	15,8918	1,9497	18,7586	1,5490	
Groupe 2						
Court terme	-0,3826**	-2,6571***	-1,7672***	-2,4141***	1,0000***	
Long terme	-0,4087	30,4439	0,6317	35,0619	2,4441	
Groupe 3						
Court terme	-0,2906*	-5,6555***	-0,6491***	-6,1408***	1,0000***	
Long terme	-0,1546	-4,9654	-1,2964	-5,9242	1,2700	
Groupe 4						
Court terme	-0,1055	-6,1529***	-0,2462*	-6,2667***	1,0000***	
Long terme	-0,4495	-12,3919	-1,1836	-12,5034	1,1053	
Groupe 5						
Court terme	-0,2916*	-0,0698	-1,2240***	-0,4066**	1,0000***	
Long terme	-0,5701	-0,0741	-1,0716	-1,4835	1,2338	

* p<0.1, ** p<0.01, *** p<0.001
Factorisation structurelle. Les effets à court terme concernent les réponses à l'impulse dans la même semaine, tandis que les effets à long terme désignent les réponses cumulées au bout de 12 semaines.

Les quantités achetées et le nombre d'acheteurs tant en mode acquisition que rétention, présentent à court terme des élasticités significativement négatives lors de l'exercice d'un choc sur le niveau des propres prix et cela pour tous les segments que nous avons définis. Également à noter, la tendance descendante des coefficients structuraux (en valeur absolue) en mode acquisition et ascendante en mode rétention pour les groupes 1 à 4. Cela confirme le caractère judicieux de notre segmentation, dans la mesure dans laquelle nous pouvons interpréter ce phénomène par rapport à la Lifetime Value estimée des clients de chaque groupe. L'impact d'un choc sur le niveau des prix pratiqués par une enseigne se traduit par des conséquences plus importantes au niveau de l'acquisition dans les groupes dont la Lifetime Value estimée est plus faible, tandis que dans les autres, ces effets sont plus visibles

au niveau de la rétention. L'exception constituée par le groupe 5 nécessite davantage d'investigations afin de découvrir d'éventuels aspects comportementaux spécifiques. À long terme, l'effet cumulé s'estompe et dans certains cas, la tendance est même inversée (les quantités achetées en mode rétention et le nombre d'acheteurs pour les Groupes 1 et 2). Cela nous met en garde quant à l'efficacité à long terme des opérations promotionnelles basées sur les prix. L'inertie décisionnelle est caractérisée par des élasticités positives pour tous les groupes mais les effets sont inégaux.

Les fonctions impulsionnelles de réponse dérivées de ces coefficients structuraux nous permettront de mesurer l'impact net des actions promotionnelles effectuées par l'enseigne sur le Capital Client de chaque segment, à court comme à long terme. Afin de réaliser cela, nous partons des prémisses suivantes: l'enseigne dégage une marge de 30% sur les produits vendus, le facteur d'actualisation hebdomadaire est égal à 0.002 et les éventuelles actions promotionnelles basées sur les prix représentent les seuls efforts marketing réalisés sur la période donnée. Ainsi, à l'aide de la formulation proposée par Yoo et Hanssens (2008), nous pouvons calculer la valeur du Capital Client à l'horizon souhaité en tant que somme des valeurs futures générées par les clients actionnant en mode acquisition et par ceux qui se trouvent en mode rétention.

VERS UNE OPTIMISATION DU CAPITAL CLIENT A LONG TERME

Savoir quels seraient le sens et l'intensité de la réaction de chaque segment de clients à une action promotionnelle donnée est un premier pas vers la construction d'une démarche cohérente qui viserait l'optimisation du Capital Client à long terme. C'est dans ce contexte que nous introduisons les options réelles comme méthodologie capable d'indiquer à tout moment quelle est la valeur des choix effectués et de montrer ainsi quel est le chemin à suivre.

Pour chacun de nos segments, nous avons observé ce que dans la modélisation de la persistance on appelle communément « the dust-settling period », c'est-à-dire l'horizon de temps au bout duquel il n'y a plus d'évolution des valeurs d'une série temporelle qui pourrait être liée au choc initial induit à une des variables endogènes. Dans notre cas, il convient d'établir cette période à un intervalle de 12 semaines, qui à travers les variables et segments suffit pour faire disparaître toutes les conséquences du choc que nous aurons appliqué au prix propres de l'enseigne. Nous allons simuler l'impact de deux scénarii différents sur le Capital Client de chaque segment et cela pendant cinq intervalles consécutifs de 12 semaines. Plus précisément, après chaque période de 12 semaines nous allons évaluer les alternatives, c'est-à-dire : soit ne rien faire en termes d'action promotionnelle, soit proposer aux clients du segment une réduction de 10% (par exemple par le biais de leur carte de fidélité). Ainsi, à la fin de la simulation nous actualiserons les contributions au profit générées dans chacun des 32 chemins alternatifs, nous choisirons celle qui optimisera le Capital Client du segment et nous calculerons l'écart entre ce Capital Client optimisé et celui qui serait envisageable en absence de tout effort d'optimisation. Cet écart représentera la valeur de la flexibilité managériale dans la prise de décisions. Dans le tableau 2, nous prenons l'exemple du Groupe 2. Les encadrées jaunes signifient le scénario dans lequel aucune action promotionnelle n'est entreprise, tandis que les encadrés verts signifient le scénario de la réduction de 10%. Les valeurs des encadrés à chaque moment T représentent l'actualisation des profits générés par le segment en suivant un des chemins entre 0 et T. Le chemin optimal est le chemin rouge, qui assure à chaque moment T l'obtention du Capital Client maximal. Nous pouvons remarquer que ce n'est pas le chemin qui suppose la mise en place d'une action promotionnelle à chaque étape mais un chemin qui alterne ce type d'opération avec des périodes de stand-by. D'ailleurs, afin de mesurer l'écart entre le Capital Client qui tient compte de la valeur de l'option d'optimiser la séquence des actions promotionnelles basées sur le prix et le Capital Client qui l'ignore, nous

allons rapporter le choix optimal à la moyenne des résultats de tous les scénarii simulés (cela ne serait pas un choix légitime que de se rapporter au scénario 0 opérations). Le manque à gagner s'élève à 66% dans le cas du Capital Client qui exclut la valeur de l'option.

Tableau 2 : Résultats des scénarii alternatifs d'activité promotionnelle

T1	T2	Groupe 2 T3	T4	T5
		135,64	191,99	248,43
				293,85
	80,19		236,78	292,34
		181,4		345,03
			235,51	284,34
				329,66
30,5			282,94	340,17
		191,32		381,77
			238,87	286,15
	137,73		281,17	321,27
		236,27		337,47
			294,12	363,25
				347,58
			330,39	381,65
				391,36
				422,30
				808,27
		429,2	618,5	852,79
	249,72		605,36	707,26
				815,00
		382,25	467,76	557,84
				600,15
			516,19	604,71
				659,63
142				684,01
		376,49	528,76	712,15
				626,95
	264,21		529,28	686,64
		406,1		647,19
			514,93	684,83
				677,66
			569,55	755,03

IMPLICATIONS MANAGERIALES

Notre étude illustre l'importance de l'évaluation attentive des conséquences qu'auront dans le futur les décisions prises aujourd'hui. Dans ce contexte, les techniques de programmation dynamique conjuguées avec la modélisation de la persistance peuvent constituer un outil précieux.

D'une part, les scénarii à tester à l'aide de la programmation dynamique peuvent être aussi diversifiés que le décideur le souhaite. Chacun pourrait modifier l'environnement et faire apparaître des possibilités qui n'auraient pas été envisageables si un choix différent avait été fait.

D'autre part, la modélisation de la persistance offre une évaluation réaliste des conséquences de chaque action et permet d'intégrer à tout moment les évolutions intervenues dans le comportement des clients et détectées à travers la ré-estimation des modèles probabilistes construits.

Tel que Lewis (2005 a) le signalait, il est important de prêter attention au caractère potentiellement controversé de la personnalisation des prix pratiqués. Il faudrait s'assurer que sa mise en œuvre, autrement bien perçue dans les contextes contractuels, l'est aussi dans le contexte moins engageant de la vente des biens de consommation courante dans la grande distribution. Une solution envisageable pourrait être celle de l'association aux programmes de fidélité des enseignes de distribution.

CONCLUSIONS ET VOIES DE RECHERCHE

A travers notre étude, nous avons souhaité investiguer l'apport de trois méthodologies distinctes à la meilleure compréhension du comportement des clients et de l'impact des actions marketing d'une enseigne. Nous avons testé la robustesse des approches probabilistes dans le contexte des biens de consommation courante et nous nous sommes appuyés là-dessus pour obtenir une segmentation cohérente de la clientèle, orientée vers l'homogénéisation des Lifetime Values des clients appartenant à un même segment, plutôt que vers le regroupement des clients avec des historiques similaires. Nous avons ensuite mesuré la réactivité de chacun des segments définis aux actions marketing mises en place par l'enseigne. Mais la principale

contribution de ce travail est l'articulation des ces deux méthodologies avec l'approche des options réelles, capable de mobiliser la connaissance accumulée afin d'orienter le processus décisionnel vers un résultat optimal.

Tel que présentée, notre construction méthodologique évalue la flexibilité manageriale dans la prise de décisions quant aux actions marketing à mettre en œuvre. Dans la littérature, il a été démontré que les actions marketing telles que la pratique des prix promotionnels entraînent une certaine adaptation des clients qui se retrouvent souvent à attendre ces évènements et à adopter des comportements stratégiques (Lewis, 2005 a). Il a été également prouvé qu'elles enclenchent la réactivité des concurrents (Steenkamp et al., 2005). Tel que Haenlein, Kaplan et Schoder (2004) le présageaient, une voie de recherche s'ouvre vers la construction d'un modèle intégrateur, qui tiendrait compte tant de ce processus d'apprentissage que de la réactivité de la concurrence.

BIBLIOGRAPHIE

- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens (2004), Persistence Modeling for Assessing Marketing Strategy Performance, *Cool Tools in Marketing Strategy Research*, Marketing Strategy Institute
- Fader, P., B. Hardie, K. L. Lee (2005), RFM and CLV: Using Iso-Value Curves for Customer Base Analysis, *Journal of Marketing Research*, XLII, 415-430
- Glady, N., B. Baesens, C. Croux, (2009), A Modified Pareto/NBD Approach for Predicting Customer Lifetime Value, *Expert Systems with Applications*, 36, 2062-2071
- Haenlein, M., A.M. Kaplan, D. Schoder (2006), Valuing the Real Option of Abandoning Unprofitable Customers When Calculating Customer Lifetime Value, *Journal of Marketing*, 70, 5-20
- Hardie, B., P. Fader (2005), A Note on Deriving the Pareto/NBD Model and Related Expressions, <http://www.brucehardie.com/notes/009/>
- Lewis, M. (2006), Customer Acquisition Promotions and Customer Asset Value, *Journal of Marketing Research*, XLIII, 195-203
- Lewis, M. (2005 a), Incorporating Strategic Consumer Behavior into Customer Valuation, *Journal of Marketing*, 69, 230-238
- Lewis, M. (2005 b), Research Note: A Dynamic Programming Approach to Customer Relationship Pricing, *Management Science*, 51, 986-994
- Lewis, M. (2004), The Influence of Loyalty Programs and Short-Term Promotions on Customer Retention, *Journal of Marketing Research*, XLI, 281-292
- Nijs, V. R., M.G. Dekimpe, J.B. Steenkamp, D.M. Hanssens (2001), The Category-Demand Effects of Price Promotions, *Marketing Science*, 20, 1-22

- Pauwels, K., D. Hanssens, S. Siddarth (2002), The Long-Term Effects of Price Promotions on Category Incidence, Brand Choice and Purchase Quantity, *Journal of Marketing Research*, XXXIX, 421-439.
- Schmittlein, D., D. Morrison, R. Colombo (1987), Counting Your Customers: Who They Are and What Will They Do Next?, *Management Science*, 33, 1-24
- Steenkamp, J.B., V.R. Nijs, D.M. Hanssens, M.G. Dekimpe (2005), Competitive Reactions to Advertising and Promotion Attacks, *Marketing Science*, 24(1), 35-54
- Yoo, S., D.M. Hanssens (2008), Measuring Marketing Effects on Customer Equity for Frequently Purchased Brands, *Working Paper*
- Wübben, M., F. Wangenheim (2008), Instant Customer Base Analysis: Managerial Heuristics Often “Get It Right”, *Journal of Marketing*, 72, 82-93