

Modelling short and long term customer acquisition and retention effects in consumer goods sales using stochastic and econometric methods

8TH INTERNATIONAL CONGRESS MARKETING TRENDS
PARIS – 16TH & 17TH JANUARY 2009

MICHEL CALCIU

Maître de conférence, HDR

LEM IAE - Université des Sciences et Technologies de Lille

IOANA MIHART

Doctorante en Marketing

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

irmihart@yahoo.com

ABSTRACT

This paper uses recently developed stochastic methods in order to detect customer acquisition and retention effects that are not easily observed in product-centred sales data from consumer goods markets. Several models are compared as to their predictive performance and the computational efficiency of their calibration. The longitudinal analysis of the customer retention and acquisition measures obtained in this way helps distinguish between short term and long term persistent effects of marketing mix variables on customer value. Applications cover several product categories and their respective leading brands using scanner panel data.

Key words: Customer Lifetime Value, customer acquisition, customer retention, stochastic models, persistence models

Modélisation des effets d'acquisition et rétention à court et long terme dans l'achat de biens de consommation à l'aide de méthodes stochastiques et économétriques

RESUME

Ce papier utilise des modèles stochastiques développés récemment pour détecter des effets d'acquisition et rétention difficilement observables à partir de données de panel dans le domaine de biens de consommation. Plusieurs modèles sont comparés par rapport à leur performance prédictive et à l'efficacité des calculs d'estimations. L'analyse longitudinale des mesures de rétention et acquisition des clients obtenue ainsi aide à distinguer les effets à court terme des effets persistants des actions marketing sur le Capital Client. Les applications couvrent plusieurs catégories de produits et leurs marques leader respectives en utilisant des données de panel scannérisé.

Mots clé : Customer Lifetime Value, acquisition client, rétention client, modèles stochastiques, modèles de persistance

INTRODUCTION

La Customer Lifetime Value (CLV) est la valeur actualisée des revenus (cash flows) générés par les clients durant leur « vie » avec l'enseigne, c'est une mesure qui privilégie la performance à long terme au détriment d'une profitabilité immédiate. Elle doit sa popularité à la diffusion de l'approche relationnelle dans la gestion de la clientèle et à l'accessibilité des données sur le comportement d'achat. C'est grâce à elle qu'il est devenu possible aujourd'hui de relier les programmes et actions marketing aux performances financières et même à la valeur de l'enseigne et de ses actions (Gupta, Lehmann et Stuart, 2004).

Blattberg & Deighton (1996) ont proposé le terme Customer Equity (CE) ou Capital Client pour désigner la CLV diminuée des coûts d'acquisition. Le même terme a aussi été utilisé pour désigner la valeur actualisée de la base de clientèle. L'approche Capital Client a comme objectif de guider les efforts marketing de l'entreprise vers la qualité et la profitabilité de sa relation avec les clients et les prospects. C'est donc naturel que cette approche se soit développée surtout dans les domaines qui permettent une certaine personnalisation de la relation client. Cela ne signifie pas pour autant que cette vision orientée client ne puisse jouer

un rôle très important sur les marchés des produits plus conventionnels tels que les produits emballés vendus en grande surface.

Il y a plusieurs aspects méthodologiques qui rendent l'introduction de cette approche difficile. Il s'agit d'abord de la difficulté de l'observation de certains indicateurs, comme par exemple le taux de rétention, car à la différence d'une relation client de type contractuel, dans ce type d'environnement non-contractuel, l'attrition des clients est tacite. Ce qui est encore plus difficile à mesurer est l'impact des actions marketing sur le Capital Client, compte tenu du caractère dynamique des interactions. Certaines études sur le Capital Client comme celle de Gupta, Lehmann et Stuart (2004) ont essayé de contourner ces difficultés en traitant les taux d'acquisition et rétention en tant que variables exogènes, déterminées par les caractéristiques de l'industrie ou par l'étape dans la vie du produit, et ne pouvant pas être directement influencées par une seule enseigne (Yoo et Hanssens, 2008). De tels inconvénients font que dans le domaine des biens de consommation courante on privilégie des indicateurs de rentabilité à court terme adaptés aux décisions tactiques au détriment de ceux qui évaluent des objectifs stratégiques comme le développement du Capital Client.

Yoo et Hanssens (2008) proposent un modèle et une méthodologie pour mesurer l'impacte des actions marketing tels que les prix promotionnels sur le Capital Client (CE) dans les industries des biens de consommation fréquente en utilisant des données de panel scannerisé. Notre recherche apporte quelques extensions et vérifications supplémentaires et discute quelques limites de cette démarche.

Notre adaptation de la démarche passe par l'estimation de plusieurs modèles stochastiques à partir d'un historique des achats hebdomadaires des clients. Un premier modèle, le modèle NBD (Ehrenberg, 1959) est le modèle classique et basique qui représente le comportement d'achat des biens de consommation sur des données de panel. Pour calculer la probabilité d'être actif pour un client à partir de son historique d'achat, trois autres modèles: ParetoNBD (Schmittlein, Morisson et Colombo, 1987), BG/NBD (Fader, Hardie & Lee, 2005b) et MBGNBD (Batislam et al., 2007) sont estimés et comparés. Le calcul de la probabilité qu'un client soit actif permet de qualifier chaque transaction comme étant une vente d'acquisition ou de rétention et de calculer le Capital Client (CE). Finalement les modèles de persistance sont mobilisés pour l'analyse dynamique des impacts des programmes et actions marketing sur le Capital Client de l'enseigne et sur ses composantes; cette analyse sera poursuivie au niveau individuel, de chaque variable affectée (prix, promotion, etc.), mais également au niveau global des interactions et synergies qui s'établissent entre les diverses variables.

APPROCHES DE MODELISATION POUR LA LIFETIME VALUE

Les modèles probabilistes

Les modèles probabilistes ou stochastiques considèrent les comportements observés comme l'effet d'un processus stochastique subjacent contrôlé (gouverné) par des caractéristiques latentes (inobservées) qui varient à travers les individus. Selon Gupta et al. (2006), ils s'efforcent à trouver une description simple paramorphe qui résume et prédit le comportement observé au lieu d'essayer d'expliquer les différences dans le comportement observé comme fonction des covariables (comme le font les modèles de régression). On se contente de présumer que le comportement des consommateurs varie à travers la population en suivant des lois de probabilité.

Historiquement, c'est le modèle NBD (Negative Binomial Distribution - Ehrenberg, 1959) qu'on utilise, à partir de données de panel, pour prévoir le nombre d'achats de biens de consommation dans un intervalle de temps donné tout en considérant l'hétérogénéité interindividuelle. Plus précisément: individuellement le nombre d'achats suit une distribution Poisson avec le temps, et l'hétérogénéité interindividuelle de la fréquence d'achat suit une distribution gamma. Ce modèle ne prend pas en compte « l'inactivité » ou bien la « mortalité » des clients. Ce phénomène supplémentaire est bien connu dans le marketing des bases de données clients et en marketing direct où le nombre de commandes en provenance d'une cohorte de clients diminue. Le premier modèle capable d'estimer la probabilité qu'un client soit « en vie » est le modèle Pareto/NBD, développé par Schmittlein, Morrison et Colombo (1987) et étendu par Schmittlein and Peterson (1994). Il rajoute au modèle NBD une représentation stochastique de la survie des clients en postulant qu'au niveau individuel la probabilité de survie diminue exponentiellement (suit une probabilité exponentielle) avec le temps depuis la dernière commande et que l'hétérogénéité interindividuelle du taux de mortalité suit une distribution gamma. Ce modèle est particulièrement utile dans des relations client non-contractuelles où l'entreprise ne peut pas savoir exactement quand un client devient inactif. Le modèle peut calculer la probabilité d'un client d'être actif ou « en vie » en se basant sur le nombre d'achats (ou la fréquence des achats) qu'il a effectué et sur le temps écoulé depuis son dernier achat (ou la récence). La fonction de probabilité associée au modèle Pareto/NBD est assez complexe, nécessitant de nombreuses évaluations de la fonction hypergéométrique gaussienne. Ceci étant, sa mise en œuvre est difficile non seulement parce qu'elle est peu familière pour la plupart des chercheurs en marketing, mais aussi parce qu'elle

demande d'importantes ressources de calcul. Les articles l'ayant appliqué sont peu nombreux (Reinartz et Kumar, 2003 ; Castéran, Meyer et Benavent, 2007).

Fader, Hardie et Lee (2005b) ont alors proposé une alternative: le modèle Beta-Geometric NBD. La différence majeure entre les deux modèles réside dans la modélisation de l'attrition. Puisque le départ du client ne peut être observé directement, la seule preuve dans le sens d'un passage en inactivité d'un client est une période étrangement longue sans transaction. Si dans le modèle Pareto/NBD, le départ du client peut intervenir à n'importe quel moment et sa probabilité de survie diminue avec le temps passé depuis le dernier achat selon une distribution exponentielle, dans le BG/NBD le départ ne peut arriver qu'immédiatement après une transaction, la probabilité d'attrition suit individuellement une distribution géométrique et l'hétérogénéité interindividuelle du taux d'attrition suit une distribution beta. Dans le modèle BG/NBD, les clients n'ayant pas effectué d'achat répété sont traités comme étant actifs. Afin de corriger cet aspect, Batislam et al., 2007 ont modifié le modèle BG/NBD en incluant un cas de figure particulier : l'attrition au moment zéro, c'est à dire, tout de suite après le premier achat effectué par le client. Dans leur modèle qui peut être appelé MBG/NBD (Modified BG/NBD) toutes les autres hypothèses restent inchangées.

Développement d'un modèle de la LTV pour les biens de consommation courante

Puisque la mesure du Capital Client est par définition orientée vers le futur, l'impact des activités marketing sur celui-ci devrait tenir compte de la nature dynamique de cette relation. Par exemple, les dépenses marketing plus importantes peuvent entraîner une augmentation du taux de rétention, celle-ci étant à son tour à l'origine des certaines décisions futures du manager. C'est donc la simultanéité entre les actions marketing et la mesure du Capital Client qui rend difficile la modélisation de la relation qui les lie (comme Berger l'avait souligné en 2002). Si les relations entre les actions marketing et la réponse (en termes de ventes) ont été méticuleusement analysées, on pourrait difficilement en dire autant sur la relation entre ces mesures économétriques et les clients qui les génèrent. La compréhension des façons dont les actions marketing aident à construire ou diminuent le Capital Client des enseignes reste limitée.

Le Capital Client est mesuré généralement en additionnant toutes les LTV des clients existants et futurs. Dans l'univers des biens de consommation courante que l'on étudie, les clients ont tendance à changer souvent leur statut en oscillant entre prospect et client établi. Yoo et Hanssens (2008) proposent de décomposer la suite des valeurs futures qu'ils génèrent, d'un point de vue de la consommation, ainsi :

$$CE_t = \sum_{j=t}^{\infty} \frac{N_j^a \pi_j^a q_j^a}{(1 + \delta)^{j-t}} + \sum_{j=t}^{\infty} \frac{N_j^r \pi_j^r q_j^r}{(1 + \delta)^{j-t}} \quad (1)$$

où N^a désigne le nombre d'acheteurs dans la population prospectée et N^r celui d'acheteurs dans la clientèle établie. Dans ce cas, le premier terme exprime la valeur de l'acquisition, tandis que le deuxième, la valeur de la rétention.

Cependant, sous un scénario de type «always a share» propre aux biens de consommation courante, si à certain moment un acheteur est classifié en tant que client existant, son achat sera regardé comme un achat de rétention, indépendamment du moment de la première « acquisition » de ce client. De même, si le client ne satisfait pas le critère « client existant », son achat sera regardé comme un achat « d'acquisition » (« re-acquisition »). Ainsi, le nombre d'acheteurs en mode « acquisition » vs. « rétention » est calculé directement en partant de la définition du « client existant ».

Comment alors analyser «l'acquisition » / « la rétention » dans les industries des biens de consommation courante ? La définition traditionnelle du client s'appuie sur « la détention » ou « l'usage » d'un produit ou service. Même si cette définition fonctionne bien dans les domaines relationnels et sur les marchés des produits durables, elle ne fait pas ses preuves dans les environnements dans lesquels les consommateurs changent facilement et fréquemment d'enseigne, l'intervalle inter-achat varie amplement et dans lesquels ils peuvent consommer simultanément plusieurs enseignes.

C'est pour ces raisons que Yoo et Hanssens (2008) font appel au modèle stochastique du comportement d'achat suggéré par Schmittlein, Morrison et Colombo en 1987 et modifié par Fader, Hardie et Lee en 2005 pour définir le client existant pour une enseigne donnée. Le client dont la probabilité d'être actif est supérieure à une certaine valeur seuil (critique) sera classifié en tant que client existant (Reinartz et Kumar 2000, 2003).

Les Modèles de la Persistance

Les modèles de persistance sont le résultat des avancées dans l'analyse de séries temporelles multivariées, particulièrement dans celui des modèles des vecteurs autorégressifs (VAR), de racines unitaires et de la cointégration. Ils peuvent révéler les effets persistants (de long terme) d'une ou plusieurs variables marketing sur d'autres variables, comportementales par exemple, en les traitant comme des composantes endogènes d'un système dynamique (Gupta et al., 2006; Villanueva & Hanssens, 2007). Les modèles de persistance semblent bien adaptés pour des mesures qui visent le long terme comme la CLV, mais les applications dans ce contexte sont à leurs débuts.

Bien connue déjà dans des disciplines comme la finance, la modélisation de la persistance s'est imposée en tant que choix méthodologique pertinent, grâce à des atouts caractéristiques. D'abord, elle permet de distinguer entre l'efficacité promotionnelle à court et à long terme, en partant des différences entre les mouvements temporaires et permanents identifiés dans les données. Ensuite, son approche basée système permet d'agréger les impacts sur les 3 axes principaux : la réponse client, la réaction concurrentielle et les propres règles de décision de l'enseigne initiatrice. (Dekimpe et al. 2005).

Plusieurs études marketing basées sur cette méthode économétrique montrent l'intérêt qu'ont suscité les effets à long terme des prix promotionnels sur les performances en termes de ventes, sur les résultats financiers et sur l'environnement concurrentiel. Mais comment est-ce que tous ces effets s'articulent pour influencer le modèle de développement du Capital Client ? Est-ce que l'évolution du Capital Client à long terme peut être liée aux actions marketing menées en présent ? Telles sont les questions que se sont posées à Yoo et Hanssens (2008) et auxquelles des réponses peuvent être apportées en essayant de surprendre les interactions dynamiques entre les composantes du Capital Client et les efforts marketing, à l'aide de la modélisation de la persistance.

ETUDE EMPIRIQUE

En ce qui suit, nous allons conjuguer les trois approches présentées ci-dessus afin de mesurer l'impact des actions marketing sur les composantes du Capital Client dans un environnement non-contractuel, comme la vente des produits de consommation fréquente en grande surface. Nous allons tester et comparer plusieurs méthodes probabilistes qui nous permettront de départager la quantité achetée moyenne et le nombre d'acheteurs en mode acquisition et rétention. Nous mettrons en évidence les facteurs qui conditionnent l'applicabilité de cette approche dans notre contexte. Les résultats des traitements seront ensuite intégrés dans la formule de calcul du Capital Client et, dans une troisième partie, à travers la modélisation de la persistance nous testerons les effets à court et long terme des actions promotionnelles sur les composantes du Capital Client.

Les données de panel scannérisé AC Nielsen sur les achats de biens de consommations des foyers de Sioux Falls, South Dakota durant 138 semaines entre 1985 et

1988 sont utilisés pour construire de séries temporelles hebdomadaires des ventes et des activités marketing pour trois catégories de produits : yaourts, ketchups et détergents¹.

Estimation des modèles probabilistes

Pour calculer la probabilité qu'un client soit actif nous utilisons alternativement plusieurs modèles stochastiques (probabilistes) adaptés au contexte des relations client non-contractuelles. Comme l'usage dans ce but du modèle de BG/NBD a été critiqué dans la littérature (voir Zitzlsperger, Robbert and Roth, 2007) nous utilisons aussi le très récent modèle MBG/NBD qui corrige certaines des faiblesses évoquées et le modèle Pareto/NBD qui lui est le modèle de référence dans cette catégorie. En absence d'un phénomène d'attrition dans les comportements dynamiques d'achat observés, les estimations des modèles probabilistes évoqués (ParetoNBD, BG/NBD et MBG/NBD) devraient converger vers celle du modèle NBD qui représente un comportement dynamique d'achat alternatif spécifique aux données de panel de consommateurs. Un tableau comparatif des paramètres des modèles probabilistes estimés se trouve dans l'Annexe 1.

L'analyse du tableau montre que pour les catégories détergents et ketchup les paramètres de tous les modèles convergent vers ceux du modèle NBD et qu'en conséquence la modélisation stochastique ne détecte pas de phénomènes d'attrition. Cet aspect est prouvé par le rapport des paramètres s/β pour le modèle ParetoNBD et le rapport $a/(a+b)$ pour les modèles BG/NBD et MBG/NBD qui sont tous proches de zéro. Cela nous amène à exclure ces deux catégories de produits des calculs ultérieurs car en absence d'attrition, tous les clients sont considérés actifs par défaut et le calcul de la probabilité d'être actif n'a pas de sens.

Dans ces cas où NBD est le "vrai" modèle, lors de l'estimation du modèle Pareto/NBD par maximum de vraisemblance, le paramètre β semble atteindre toute limite supérieure fixée d'avance². Plus β est grand, moindre sera le rapport s/β et plus les paramètres α et r se rapprochent de ceux "réels" du modèle NBD.

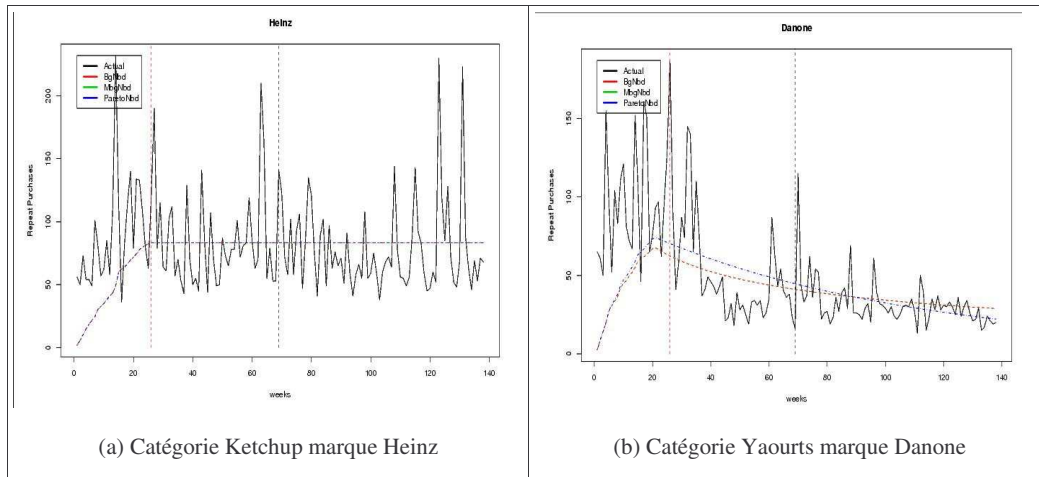
Ceci n'est pas le cas pour la catégorie de produits yaourt où le calcul de la probabilité d'être actif est justifié car on peut constater une tendance à la baisse des ventes. La

1 Les traitements préliminaires des données répliquent et vérifient les résultats obtenus par Yoo et Hanssens (2008) tout en introduisant une catégorie supplémentaire de produits

2 β peut croître sans limites car c'est un paramètre d'échelle et on peut montrer que pour n'importe quel $k > 0$, kX est distribué $Gamma(\alpha, k\beta)$.

représentation graphique des achats répétés dans la catégorie ketchup comparés avec ceux de la catégorie yaourt illustre ce propos (voir Figure 1).

Figure 1 - Achats répétés réels et modélisés avec Pareto/NBD, BG/NBD, MBG/NBD pour Heinz et Danone



Compte tenu de ces résultats, nous retenons pour la suite des traitements seulement la catégorie des yogourts, dont voici les principales caractéristiques résumées dans le tableau ci-dessous:

Tableau 1 - statistiques descriptives pour la catégorie yogourts

--

En prenant le modèle BG/NBD comme repère qui permet de vérifier la concordance de nos calculs avec l'étude répliquée, nous utilisons les observations des 26 premières semaines de nos séries temporelles comme période de calibrage du modèle. Les paramètres obtenus par la méthode du maximum de vraisemblance pour les ventes de chacune des enseignes de la catégorie (Danone, Yoplait et l'enseigne privée CTL), sont introduits dans l'expression de la probabilité conditionnelle spécifique de ce modèle et permettent le calcul pour chacun des clients du nombre probable d'achats effectués dans la période test.

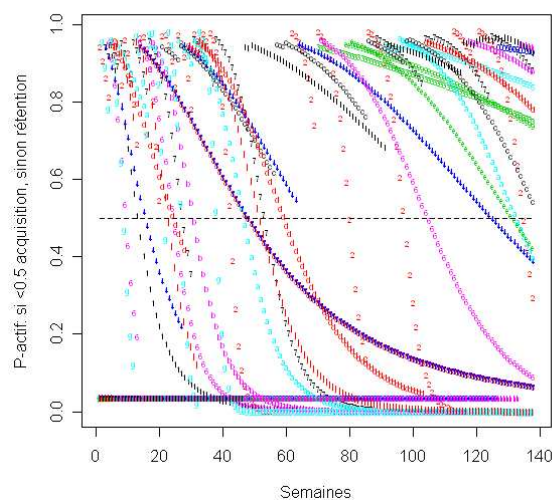
Les graphiques de l'annexe 2 illustrent la qualité de l'ajustement des prédictions obtenues avec le modèle BG/NBD, MBG/NBD et Pareto/NBD par rapport aux achats réels pour chacune des enseignes retenues.

Choix du seuil de probabilité critique pour distinguer entre les ventes d'acquisition et de rétention

A partir de la probabilité résultante du modèle BG/NBD et propre à chaque client, d'être à un moment donné dans le portefeuille actif d'une enseigne, nous pouvons repartir les clients entre ceux évoluant en mode acquisition versus rétention, et avec eux, également, leurs quantités achetées. Cette répartition exige un niveau seuil pour la probabilité d'être actif qui nous aidera à tracer la frontière entre acquisition et rétention. Traditionnellement (voir Reinartz et Kumar 2000 et 2003), ce seuil a été fixé à un niveau intuitif de 0.5. C'est l'option pour laquelle ont opté Yoo et Hanssens (2008) également.

Au niveau individuel, les probabilités de chaque client d'être actif pour une certaine enseigne à un moment donné, suivent des trajectoires telles que celles qui peuvent être observées sur le graphique suivant pour le cas de Danone.

Figure 2 - Oscillation acquisition / rétention fonction de la probabilité du statut actif

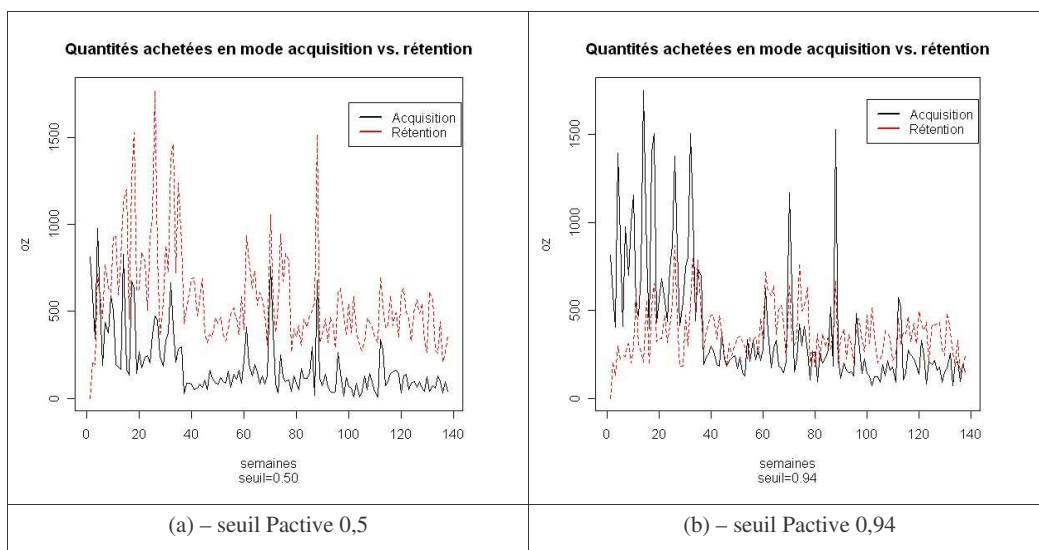


Nous retrouvons des clients pour lesquelles le rythme décroissant de la probabilité d'être actifs est supérieur aux rythmes d'autres clients. Cela dépend du nombre d'achats effectués jusqu'au moment du calcul et du moment auquel remonte le dernier achat effectué. Les moments auxquels les courbes sont interrompues, correspondent à de nouveaux achats.

Au niveau agrégé du portefeuille de clients d'une enseigne, la façon dont les quantités achetées en modes acquisition et rétention évoluent et le rapport qui s'établit entre elles sont illustrés dans le graphique ci-dessous pour Danone.

Mais ce seuil de 0.5, surtout dans le cas présent, des biens de consommation courante, avec des intervalles inter-achats réduits, n'assure pas forcément l'optimisation du nombre d'individus correctement classés. Effectivement, nous avons souhaité tester ce seuil contre les performances d'un autre seuil, obtenu par l'algorithme suggéré par Wübben et Wangenheim (2008). Ce seuil devrait remplir la condition de maximiser le nombre des clients actifs et inactifs correctement classifiés. Les performances du seuil de 0.5 se sont révélés bien décevantes, avec un pourcentage d'individus correctement classés situé au 75.35%, tandis qu'un seuil situé à 0.94 assurerait un pourcentage de 98.64%. Le niveau élevé de ce seuil optimal s'explique justement par les caractéristiques du marché étudié et indique clairement que choisir un seuil par défaut situé à 0.5% n'a pas tellement de sens surtout quand il s'agit de biens de consommation courante. Tel que l'on peut remarquer sur le graphique ci-dessous, ce changement de seuil entraîne un changement dans le rapport qui s'établit entre les ventes en mode acquisition et rétention, plus précisément il conduit, au-delà de la période de calibrage, vers un niveau d'équilibre.

Figure 3 - Quantités achetées en mode Acquisition / Rétention au seuil Pactive de 0.94



Suite aux traitements décrits ci-dessus, nous avons pu dégager pour chacune des 3 enseignes étudiées et pour toutes les semaines de la période d'observation, le nombre de

clients en mode acquisition et rétention, les quantités moyennes d'achat en mode acquisition et rétention, les prix moyens pratiqués par chaque enseigne et par ses concurrents. A cela, nous ajoutons le calcul des quantités achetées dans un contexte promotionnel de type feature-ad ou instore display. Ce sont les données qui nous permettront de départager les contributions de l'acquisition et de la rétention à la formation du Capital Client. Ce sont également les variables sur lesquelles nous allons tester ensuite l'impact à court et à long terme d'une action promotionnelle basée sur les prix pratiqués.

Modélisation de la persistance

La modélisation de la persistance possède ses racines dans l'économétrie et dans l'analyse des séries temporelles (Dekimpe & Hanssens, 2004). Processus multi-étapes (voir Annexe 3), elle requiert préalablement la connaissance de la nature des variables que l'on veut introduire dans le modèle, plus précisément leur caractère stable ou évolutif. Cette caractéristique se révèle à travers des tests de racine unitaire, suivis là où effectivement une ou plusieurs variables s'avèrent évolutives, par des tests de cointégration. Ce sont les résultats obtenus lors de ces tests qui dicteront la forme du modèle vectoriel autorégressif qui sera estimé, c'est-à-dire s'il s'agit d'un modèle en niveaux, en différences ou en format de correction des erreurs. L'estimation du modèle est une étape intermédiaire suivie par la dérivation des fonctions impulsionnelles qui nous aideront à interpréter les coefficients du modèle et à tirer des conclusions quant à sa dynamique à court et long terme.

Le concept de racine unitaire incarne la distinction entre stabilité et évolution. Parmi les nombreux tests développés pour différencier ces 2 patterns, celui de Dickey et Fuller (1979) c'est distingué en termes de popularité acquise, faisant la quasi-unanimité des études marketing. Il permet de tester si les chocs temporaires peuvent provoquer une déviation permanente du niveau moyen fixe de la série temporelle, en offrant la possibilité de contrôler pour les fluctuations saisonnières par l'intégration des variables muettes déterministes et également d'introduire un trend déterministe.

Nous avons appliqué ce test pour les variables dérivées de la modélisation BG/NBD et, en rejetant à chaque fois l'hypothèse nulle, nous avons pu établir que toutes ces variables sont stationnaires. Ci-dessous, la synthèse des résultats du test ADF (Augmented Dickey Fuller Test) pour chacune de variables et enseignes (Tableau 2).

Tableau 2 - Résultats des tests ADF

Au vu des résultats obtenus, nous pourrions construire un modèle vectoriel autorégressif sans restriction, ce qu'on appelle généralement un système VAR en niveaux.

Structurellement, notre système VAR sera construit autour des 6 variables endogènes dont 4 issues de la modélisation BG/NBD (les quantités moyennes achetées en mode acquisition/rétention, le nombre d'acheteurs en mode acquisition/rétention) et 2 autres variables décrivant les prix moyens pondérés hebdomadaires propres et de la concurrence ; tel que cela a été souvent proposé dans les études marketing portant sur les performances des actions promotionnelles dans la grande distribution, nous introduirons également 2 variables exogènes *feature ad* et *instore display*, pour contrôler leur impact sur les performances réalisées par les différentes enseignes. Le choix de l'ordre de décalage (du nombre de retards) a été réalisé en comparant plusieurs critères, dont celui de Schwarz, pour plusieurs ordres de décalage. La majorité de ces critères indiquent un ordre de décalage optimal égal à 1. La spécification du modèle correspond à l'équation ci-dessous et a un format de type log-log qui facilitera par la suite l'interprétation et la comparaison transversale des coefficients obtenus pour chacune des enseignes.

$$\begin{array}{cccccccccccccccccccc}
 \begin{array}{l} aq_{uant}_t \\ r_{quant}_t \\ ap_{urch}_t \\ rp_{urch}_t \\ op_{rice}_t \\ cprice_t \end{array} & \begin{array}{l} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \\ c_5 \\ c_6 \end{array} & \begin{array}{l} \pi_{11} \\ \pi_{21} \\ \pi_{31} \\ \pi_{41} \\ \pi_{51} \\ \pi_{61} \end{array} & \begin{array}{l} \pi_{12} \\ \pi_{22} \\ \pi_{32} \\ \pi_{42} \\ \pi_{52} \\ \pi_{62} \end{array} & \begin{array}{l} \pi_{13} \\ \pi_{23} \\ \pi_{33} \\ \pi_{43} \\ \pi_{53} \\ \pi_{63} \end{array} & \begin{array}{l} \pi_{14} \\ \pi_{24} \\ \pi_{34} \\ \pi_{44} \\ \pi_{54} \\ \pi_{64} \end{array} & \begin{array}{l} \pi_{15} \\ \pi_{25} \\ \pi_{35} \\ \pi_{45} \\ \pi_{55} \\ \pi_{65} \end{array} & \begin{array}{l} \pi_{16} \\ \pi_{26} \\ \pi_{36} \\ \pi_{46} \\ \pi_{56} \\ \pi_{66} \end{array} & \begin{array}{l} aq_{uant}_{t-1} \\ r_{quant}_{t-1} \\ ap_{urch}_{t-1} \\ rp_{urch}_{t-1} \\ op_{rice}_{t-1} \\ cprice_{t-1} \end{array} & \begin{array}{l} \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \end{array} & \begin{array}{l} \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \end{array} & \begin{array}{l} feature_t \\ display_t \end{array} & \begin{array}{l} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \\ \varepsilon_{4t} \\ \varepsilon_{5t} \\ \varepsilon_{6t} \end{array}
 \end{array}
 \tag{2}$$

A partir de cette équation et plus précisément des coefficients de la matrice π , nous pouvons désormais interpréter les effets décalés qui s'établissent entre les différentes variables exogènes. Quant aux relations simultanées entre les variables, nous les obtenons en imposant des restrictions sur la matrice des covariances résiduelles. Traditionnellement les chercheurs ont utilisé l'ordre de Cholesky des variables (Dekimpe et Hanssens, 1995) ou bien

une approche dite des chocs simultanés, basée sur la normalité multivariée des résidus (Pauwels et Srinivasan, 2004). Néanmoins, Yoo et Hanssens (2008) font appel à la méthode de la factorisation structurelle pour identifier les relations simultanées entre les variables, puisqu'il n'existe pas d'ordre causal théoriquement prouvé parmi les variables endogènes et il ne serait pas raisonnable de permettre l'existence des effets simultanés entre toutes les variables endogènes. Le nombre de restrictions doit être suffisamment important pour permettre l'identification des composantes orthogonales (structurelles) des termes d'erreur.

Ainsi, une matrice des restrictions est construite, définissant toutes les relations simultanées possibles entre les variables endogènes. Concrètement, le seul impact simultané possible est celui des variables marketing (les propres prix: OPrice et les prix de la concurrence: CPrice) sur les variables réponse (les quantités d'achat en mode acquisition / rétention: AQuant et RQuant, le nombre d'acheteurs en mode acquisition / rétention: APurch et RPurch).

En multipliant l'inverse de la matrice des restrictions avec le modèle VAR préalablement construit, nous obtenons un modèle VAR structurel qui possède une spécification assez flexible pour permettre d'explorer les relations d'influence qui s'établissent entre les variables étudiées. Seulement, cette flexibilité « coûte cher » en termes de paramètres à interpréter. La solution à ce problème est apportée par les fonctions de réponse impulsionnelles (IRF) dérivées de ces paramètres. Les IRF tracent à travers le temps la performance incrémentale induite par le changement intervenu dans une des variables endogènes au début de la période d'analyse (Dekimpe et Hanssens 2004), comme par exemple un choc induit aux prix. Les fonctions de réponse impulsionnelles peuvent être imaginées comme étant la différence entre 2 prédictions: une première extrapolation basée sur une information qui ne prend pas en compte le choc marketing et une autre, qui le fait. Il est à noter que les actions marketing (telles que la pratique des prix promotionnels) sont opérationnalisées en tant que déviations d'un niveau benchmark - la valeur attendue de la variable du mix marketing tel que prédite à travers la structure dynamique du modèle VAR. L'atout incontestable des IRF réside dans leur capacité de fournir un sommaire de l'information contenue par la multitude de paramètres et qui en plus se prête très bien à des représentations graphiques facilement interprétables.

Les fonctions impulsionnelles dérivées à partir de notre système VAR structurel, nous ont permis de mesurer l'élasticité de chacune des variables exogènes par rapport aux prix de l'enseigne initiatrice d'une action promotionnelle, à court et long terme (spécification du

modèle sous forme logarithmique, donc valeurs IRF comparables à travers les enseignes). Les résultats se présentent ainsi:

Tableau 3 - Impact d'un choc inattendu sur les prix (a. Danone, b. Yoplait, c. CTL)

DANONE	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
Court terme	-0.474987 *** (0.09492)	-0.923135 *** (0.09492)	0.014908 (0.09492)	0.126668 (0.09492)	1.000000 *** (0.00000)
Long terme	-0.474278 (1.14452)	-0.876952 (1.45071)	-0.056166 (2.33506)	0.353367 (1.66946)	0.982031 (0.92306)
*** p<.01 Factorisation structurelle Erreurs standard entre parenthèses 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 13 semaines.					

YOPLAIT	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
Court terme	-0.447057 *** (0.09492)	-0.687138 *** (0.09492)	-1.083593 *** (0.09492)	-0.185617 * (0.09492)	1.000000 *** (0.00000)
Long terme	-0.321576 (1.50925)	-1.037742 (2.61250)	-0.417692 (5.94893)	-0.171063 (2.58673)	1.377405 (1.91831)
* p<0.1, *** p<.01 Factorisation structurelle Erreurs standard entre parenthèses 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 13 semaines.					

CTL	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
Court terme	-0.760274 *** (0.09492)	-0.889917 *** (0.09492)	-0.472618 *** (0.09492)	-0.534860 *** (0.09492)	1.000000 *** (0.00000)
Long terme	-1.780506 (4.56025)	-1.462402 (2.19887)	-0.272264 (3.61937)	-1.233157 (3.17529)	1.769097 (1.60662)
*** p<.01 Factorisation structurelle Erreurs standard entre parenthèses 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 13 semaines.					

L'impact des actions marketing sur les composantes du Capital Client

L'impact à court terme d'une action promotionnelle a été prouvé comme étant négatif et cela de manière significative pour la plupart des enseignes de la catégorie yogourts, tant en termes de volume d'achat qu'en ce qui concerne le nombre d'acheteurs, aussi bien en mode rétention qu'acquisition. La seule exception: l'incidence d'achat pour Danone, subit une influence positive mais non-significative.

Néanmoins, les effets sont inégaux. Par exemple, si la pratique des prix promotionnels a un impact supérieur sur la rétention des clients existants par rapport à l'acquisition de nouveaux clients pour l'enseigne privée CTL, la situation est inversée dans le cas de Yoplait. Cette différence montre qu'à court terme, les actions marketing de certaines enseignes ont des résultats plutôt offensifs (sur l'acquisition) tandis que celles des autres, plutôt défensifs (sur la rétention). Tel que Yoo et Hanssens le remarquent, il a peut-être déjà été prouvé que les clients loyaux sont moins sensibles aux actions promotionnelles, cela ne s'applique pas pour autant en égale mesure à toutes les enseignes d'une catégorie donnée.

Pour l'enseigne privée - CTL, les prix promotionnels impactent plus fortement la quantité achetée que le nombre d'acheteurs. Cela signifie que le facteur moteur du Capital Client de cette enseigne est le taux de consommation. En ce qui concerne Yoplait, leurs contributions (quantité vs nombre) sont sensiblement égales (voir valeurs moyennes des élasticités à court terme). Les effets sur la quantité achetée et le nombre d'acheteurs à long terme ne sont pas forcément cohérents avec ceux enregistrés à court terme. Par exemple, pour CTL, l'effet de volume est plus prononcé à court terme en mode rétention, tandis qu'à long terme, en mode acquisition.

Pour ce qui est de l'inertie de décision, toutes les enseignes manifestent des inerties des prix significatives et positives, mais des magnitudes différentes. Ainsi, si Danone retrouve facilement son prix habituel après une action promotionnelle (effet cumulé: 0.98), l'enseigne privée - CTL maintient à hauteur de 77% (vs 90% dans Yoo et Hanssens (2008)) le niveau du prix promotionnel (effet cumulé: 1.77). Yoo et Hanssens (2008) attirent l'attention sur le fait que plus l'inertie décisionnelle d'une enseigne est importante, plus son Capital Client sera influencé d'une façon négative (d'après la démonstration de Nijs, Srinivasan et Pauwels (2007)).

Des observations faites ci-dessus, on peut retenir la récurrence d'un comportement quelque part différent de celui attendu de la part de l'enseigne privée. Cela va dans la direction d'autres études, comme celui de Steenkamp et al. (2005), qui incluent l'appartenance

à la catégorie des enseignes privées parmi les variables modératrices de la réactivité en cas d'attaque promotionnelle.

Pour conclure, afin de pouvoir dégager l'impact net d'une action promotionnelle sur le Capital Client, nous devons combiner l'effet négatif de l'inertie décisionnelle, avec les effets positifs sur le volume et l'incidence d'achat... scénarii développés ci-dessous.

L'impact net des prix promotionnels sur le Capital Client

Nous choisissons comme benchmark pour les effets d'un choc exercé sur les prix propres et ceux de la concurrence, le niveau moyen des variables exogènes. Le choc induit sera égal à un écart type de la variable prix, pour assurer la comparabilité des effets à travers les enseignes. Egalement, faute d'informations disponibles, nous prenons dans le calcul du Capital Client les hypothèses suivantes : une marge située à un niveau de 60% et un facteur d'actualisation hebdomadaire égal à 0.002 (ces hypothèses sont similaires à celles utilisées dans d'autres études marketing). Nous fixons le niveau des autres dépenses marketing à zéro. Les conséquences d'un choc égal à l'écart type des prix pratiqués par l'enseigne initiatrice de l'action promotionnelle sur les variables endogènes, tant à court qu'à long terme, sont obtenues directement à l'aide des fonctions impulsionnelles. Les résultats sont résumés dans le tableau 4.

Tableau 4 - Conséquences d'un choc inattendu sur les variables endogènes, à court et long terme

	Quantité achetée en mode Acquisition		Quantité achetée en mode Rétention		Nombre d'acheteurs en mode Acquisition		Nombre d'acheteurs en mode Rétention		Propres prix		Prix de la concurrence	
	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%
DANONE												
Condition initiale	11.576	-	14.814	-	12.330	-	36.799	-	0.066	-	0.040	-
Court terme	12.282	6.10%	16.571	11.86%	12.307	-0.19%	36.161	-1.63%	0.049	-12.84%	0.040	0%
Long terme	12.281	6.09%	16.483	11.26%	12.419	0.72%	35.091	-4.54%	0.049	-12.61%	0.041	2.35%
YOPLAIT												
Condition initiale	7.757	-	9.220	-	18.080	-	70.857	-	0.067	-	0.037	-
Court terme	8.124	4.73%	9.890	7.26%	20.152	11.46%	72.247	1.96%	0.060	-10.57%	0.037	0%
Long terme	8.021	3.40%	10.231	10.97%	18.879	4.42%	72.139	1.81%	0.057	-14.56%	0.039	2.83%
CTL												
Condition initiale	12.846	-	15.665	-	12.598	-	41.546	-	0.025	-	0.046	-
Court terme	14.717	14.57%	18.219	17.05%	13.739	9.06%	45.802	10.25%	0.020	-19.16%	0.046	0%
Long terme	17.228	34.12%	19.926	28.02%	13.255	5.22%	51.361	23.63%	0.017	-39.90%	0.048	4.60%

L'hétérogénéité des effets qu'une telle opération peut avoir sur les performances des enseignes initiatrices peut plus facilement être appréhendée sur les graphiques de l'Annexe 4. Ces résultats nous permettront de dégager la valeur actualisée du Capital Client à long terme

(13 semaines) et de la comparer avec celle qui aurait été obtenue en l'absence du choc sur les prix. L'écart entre les deux valeurs sera l'impact net de l'action promotionnelle et comprendra les effets combinés en termes d'incidence d'achat, de volume et d'inertie décisionnelle.

Tableau 5 - Conséquences d'un choc inattendu sur le Capital Client et ses composantes

	Situation initiale	%	Suites d'une promotion d'un écart de propres prix	%	Changement en %
DANONE					
Le Capital Client à la 13ème semaine après la promotion	22.37	100.00%	20.79	100.00%	-7.07%
Parmi les prospects (Acquisition)	4.65	20.77%	4.34	20.87%	-6.62%
Parmi les propres clients (Rétention)	17.72	79.23%	16.45	79.13%	-7.18%
YOPLAIT					
Le Capital Client à la 13ème semaine après la promotion	30.88	100.00%	29.58	100.00%	-4.23%
Parmi les prospects (Acquisition)	5.46	17.67%	5.04	17.02%	-7.75%
Parmi les propres clients (Rétention)	25.42	82.33%	24.54	82.98%	-3.47%
CTL					
Le Capital Client à la 13ème semaine après la promotion	11.97	100.00%	12.25	100.00%	2.35%
Parmi les prospects (Acquisition)	2.40	20.02%	2.23	18.24%	-6.72%
Parmi les propres clients (Rétention)	9.57	79.98%	10.02	81.76%	4.62%

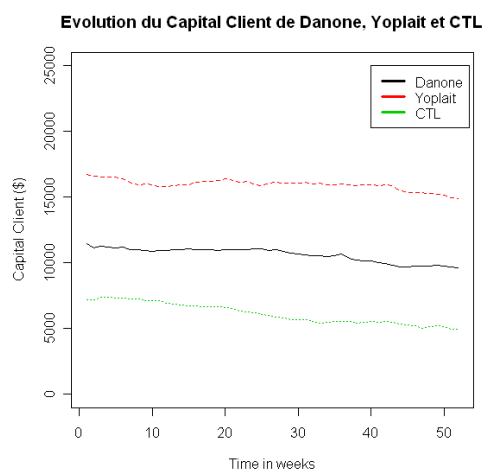
Globalement, l'observation la plus intéressante qui se dégage de ces traitements est que, à long terme, l'impact des actions promotionnelles basées sur l'instrument des prix ne est pas toujours bénéfique pour le Capital Client de l'enseigne. Elles contribuent, au contraire, à l'érosion de celui-ci, malgré des résultats plutôt satisfaisants en termes de ventes supplémentaires générées, comme l'on peut observer dans le tableau 6. C'est toujours l'enseigne privée qui se distingue cette fois par un impact positif de l'action promotionnelle tant sur le Capital Client que sur les ventes.

Tableau 6 - Conséquences d'un choc inattendu sur les ventes

	Situation initiale	Suites d'une promotion d'un écart de propres prix	Changement en %
	DANONE		
Ventes cumulées à la 13ème semaine	687.29	730.91	6.34%
	YOPLAIT		
Ventes cumulées à la 13ème semaine	793.52	889.47	12.09%
	CTL		
Ventes cumulées à la 13ème semaine	808.47	1251.80	54.84%

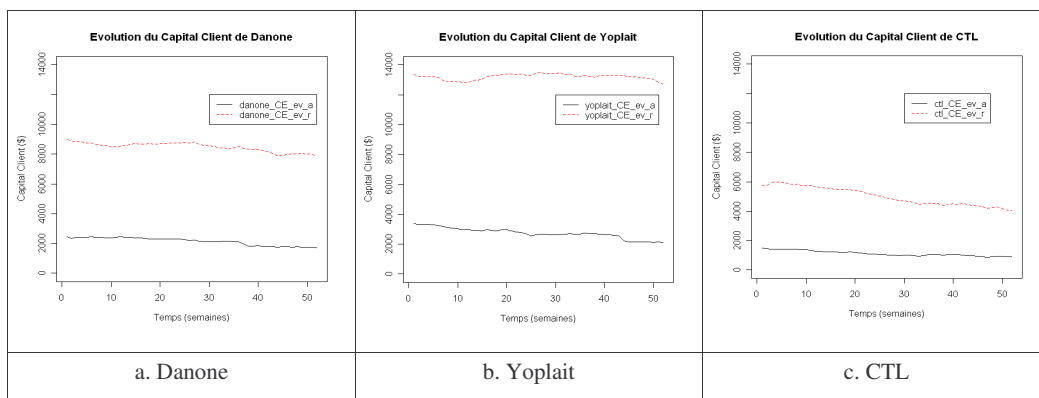
Pour compléter la signification de l'impact sur le Capital Client d'une action promotionnelle s'appuyant sur une réduction des prix, il serait nécessaire d'étudier la trajectoire que celui-ci parcourrait en absence de tels événements. Afin de réaliser cela, nous calculons sa valeur hebdomadaire sur la base des moyennes mobiles des quantités achetées (en mode acquisition et rétention), du nombre d'acheteurs (en mode acquisition et rétention) et de la marge de contribution (la même pour toutes les enseignes) en l'absence de l'information réelle.

Figure 4 - Evolution du Capital Client



Le test des racines unitaires appliqué aux séries temporelles qui décrivent l'évolution du Capital Client pour les 3 enseignes du marché des yogourts révèle l'existence d'un trend significatif pour chacune d'entre elles. La trajectoire évolutive est néanmoins descendante. Cette évolution est le résultat de l'agrégation des valeurs du Capital Client en mode acquisition et rétention, qui ne pèsent pas en égale mesure à travers les marques.

Figure 5 - Evolution des composantes du Capital Client au niveau de marques



Si les deux enseignes nationales parviennent à maintenir la valeur de leurs clients propres, même si leur Capital Client est en légère baisse, cela est loin d’être le cas pour l’enseigne privée.

Modélisation de P(Active) à travers MBG/NBD et Pareto/NBD: analyse comparative avec BG/NBD

Si la proposition du nouveau modèle BG/NBD par Fader, Hardie et Lee (2005b) a apporté la simplification de l’estimation des paramètres, nécessaire pour rendre l’approche ParetoNBD plus populaire, cela a également impliqué l’altération de ses hypothèses. Nous avons souhaité mesurer l’impact de ce changement sur la structure du modèle VAR construit et implicitement sur la réponse des variables endogènes à un choc exercé sur les propres prix. D’autre part, il a été reproché à BG/NBD d’être biaisé par la non prise en compte du nombre significatif d’acheteurs n’ayant jamais effectué d’achat répété. C’est le modèle MBG/NBD proposé par Batislam et al. (2007) qui tente de surmonter cet inconvénient et là aussi, en ce qui suit, nous allons mesurer le degré d’amélioration que cela apporte à nos estimations.

Ainsi, tel que les tableaux 7 et 8 l’indiquent, rapportée aux résultats enregistrés sous les hypothèses BG/NBD, la modélisation VAR des variables endogènes obtenues à travers Pareto/NBD révèle qu’une action promotionnelle sur les prix génère un plus d’élasticité dans la réaction de la quantité achetée moyenne en mode acquisition à court terme. A long terme, l’effet cumulé s’établit à un niveau équivalant à celui obtenu avec les variables issues de la modélisation BG/NBD. En termes de quantités achetées en mode rétention, on constate à court terme un effet contraire mais de moindre envergure (une élasticité réduite dans le cas de

l'estimation basée sur Pareto/NBD). De plus, l'élasticité cumulée de la quantité achetée en mode rétention est supérieure à celle enregistrée à court terme, tendance donc inversée par rapport à l'estimation basée sur les variables BG/NBD. L'effet sur l'incidence d'achat en mode acquisition reste non-significatif mais la tendance à long terme est inversée: l'élasticité négative dans le cas de BG/NBD, devient positive sous Pareto/NBD, c'est-à-dire, en cumul, le nombre d'acheteurs en mode acquisition va diminuer. Les effets les plus marqués sont enregistrés en termes de nombre d'acheteurs en mode rétention. Concrètement, l'élasticité de cette variable est doublée sous les hypothèses de Pareto/NBD, ce qui signifie que leur nombre baisse de plus de 11% à long terme.

Toutes ces différences nous mettent en garde quant aux dangers de la simplification de la modélisation du comportement des acheteurs. Et cela d'autant plus que, pour la majorité des variables étudiées nous avons pu constater, lors de la construction d'un modèle VAR basé sur l'estimation BG/NBD, une diminution de leur sensibilité à un choc induit à travers une opération promotionnelle ce qui dénote la plus faible capacité de ce modèle de reproduire le comportement réel des acheteurs.

Tableau 7 - Impact d'un choc inattendu sur les prix, P(Active) estimée à travers BG/NBD, MBG/NBD et Pareto/NBD

	Effets de volume (Quantité achetée moyenne)		Effets d'incidence d'achat (Nombre d'acheteurs)		Effets d'inertie décisionnelle (Prix futurs) Propres prix	
	Acquisition	Rétention	Acquisition	Rétention		
DANONE estimation BG/NBD						
Court terme	-0.474987 ***	-0.923135 ***	0.014908	0.126668	1.000000	***
Long terme	-0.474278	-0.876952	-0.056166	0.353367	0.982031	
DANONE estimation MBG/NBD						
Court terme	-0.477344 ***	-0.922534 ***	0.015562	0.127494	1.000000	***
Long terme	-0.478060	-0.877797	-0.041360	0.356170	0.981141	
DANONE estimation Pareto/NBD						
Court terme	-0.803753 ***	-0.881264 ***	0.000047	0.2826171	1.000000	***
Long terme	-0.487311	-1.031473	0.250817	0.8972097	1.007039	
*** p<.01						
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 13 semaines.						

On peut remarquer à partir des tableaux 7 et 8 que les écarts par rapport à l'estimation BG/NBD ne sont pas significatifs, cela ne mettant pour autant pas en question le plus de précision amenée par le modèle MBG/NBD, un exemple dans ce sens étant la variation

enregistrée en termes d'impact à long terme d'un choc des prix sur le nombre d'acheteurs en mode Acquisition (0.72% contre 0.53%). Tableau 8 - Conséquences d'un choc inattendu sur les variables endogènes, à court et long terme (Comparatif PActive estimée à travers BG/NBD, MBG/NBD ou Pareto/NBD)

	Quantité achetée en mode Acquisition		Quantité achetée en mode Rétenion		Nombre d'acheteurs en mode Acquisition		Nombre d'acheteurs en mode Rétenion		Propres prix		Prix de la concurrence	
	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%
DAHOIE - estimation Pactive à travers BG/NBD												
Condition initiale	11.576	-	14.814	-	12.330	-	36.759	-	0.056	-	0.040	-
Court terme	12.282	6.10%	16.571	11.86%	12.307	-0.19%	36.161	-1.63%	0.049	-12.84%	0.040	0%
Long terme	12.281	6.09%	16.483	11.26%	12.419	0.72%	35.091	-4.54%	0.049	-12.61%	0.041	2.35%
DAHOIE - estimation Pactive à travers MBG/NBD												
Condition initiale	11.578	-	14.819	-	12.375	-	36.714	-	0.056	-	0.040	-
Court terme	12.288	6.13%	16.575	11.85%	12.350	-0.20%	36.113	-1.64%	0.049	-12.84%	0.040	0%
Long terme	12.289	6.14%	16.490	11.27%	12.441	0.53%	35.035	-4.57%	0.049	-12.60%	0.041	2.38%
DAHOIE - estimation Pactive à travers Pareto/NBD												
Condition initiale	11.438	-	14.810	-	13.656	-	37.480	-	0.056	-	0.040	-
Court terme	12.614	10.28%	16.480	11.27%	13.656	0,00%	36.125	-3.62%	0.048	-12.79%	0.040	0%
Long terme	12.151	6.23%	16.765	13.19%	13.219	-3.20%	33.179	-11.48%	0.048	-12.88%	0.041	2.32%

Les écarts enregistrés au niveau des élasticités des variables endogènes sous l'approche Pareto/NBD se reflètent plus loin dans l'estimation de l'impact de l'opération promotionnelle sur le Capital Client (tableau 9). Ainsi, la baisse que celui-ci enregistre suite à la promotion est encore plus accentuée dans le cas de Pareto/NBD (12.20% contre 7.07% sous BG/NBD).

Pour ce qui est de l'amélioration des résultats BG/NBD par le biais de la condition supplémentaire imposée à travers MBG/NBD, l'impact sur le niveau calculé du Capital Client n'est que très faible. Seulement la proportion de la baisse du Capital Client suite à l'opération promotionnelle, due aux prospects est plus importante dans le cas de l'estimation à travers MBG/NBD (6,74% contre 6,62%), ce qui est cohérent avec les valeurs pour les paramètres structuraux du nombre de clients en mode Acquisition.

Tableau 9 - Conséquences d'un choc inattendu sur les ventes (Comparatif PActive estimée à travers BG/NBD, MBG/NBD ou Pareto/NBD)

	Situation initiale	%	Suites d'une promotion d'un écart de propres prix	%	Changement en %
DANONE - estimation PActive à travers BG/NBD					
Le Capital Client à la 13ème semaine après la promotion	22.37	100.00%	20.79	100.00%	-7.07%
Parmi les prospects (Acquisition)	4.65	20.77%	4.34	20.87%	-6.62%
Parmi les propres clients (Rétention)	17.72	79.23%	16.45	79.13%	-7.18%
DANONE - estimation PActive à travers MBG/NBD					
Le Capital Client à la 13ème semaine après la promotion	22.37	100.00%	20.78	100.00%	-7.10%
Parmi les prospects (Acquisition)	4.66	20.83%	4.35	20.93%	-6.74%
Parmi les propres clients (Rétention)	17.71	79.17%	16.43	79.07%	-7.20%
DANONE - estimation PActive à travers Pareto/NBD					
Le Capital Client à la 13ème semaine après la promotion	22.91	100%	20.11	100.00%	-12.20%
Parmi les prospects (Acquisition)	5.03	21.96%	4.51	22.43%	-10.42%
Parmi les propres clients (Rétention)	17.88	78.04%	15.60	77.57%	-12.71%

Conséquences du choix d'un autre seuil pour P(Active).

Le choix de la valeur seuil pour la probabilité qu'un client soit actif à un moment donné est un intuitif et qui, de plus, a été souvent utilisé dans la classification et l'analyse de survie (Helsen et Schmittlein 1993, cités par Yoo et Hanssens 2008). En appliquant une procédure d'optimisation, nous avons obtenu pour notre catégorie de produits qu'un seuil situé au niveau de 0.94 assurerait presque 99% de clients correctement classés, par rapport au 75% assurés par la valeur arbitraire de 0.5.

Cet écart non-négligeable nous a incités à aller plus loin dans notre démarche à investiguer les conséquences du choix du seuil optimal sur le calcul du Capital Client. Ainsi, pour Danone, nous allons mettre en évidence les différences en termes d'élasticité de la réponse des variables exogènes à un impulse inattendu sur les prix, et sur la façon dont ces différences se répercutent sur le niveau calculé du Capital Client.

Tableau 10 Impact d'un choc inattendu sur les prix, au seuil de 0.94

DANONE seuil Pactive=0 .94	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
Court terme	-0.723913 *** (0.094916)	-0.883378 *** (0.094916)	0.095633 (0.094916)	0.126570 (0.094916)	1.000000 *** (0.000000)
Long terme	-0.621838 (1.15810)	-0.966826 (1.48963)	0.142235 (2.11096)	0.459311 (1.32561)	0.960137 (0.89830)

*** p<.01
Factorisation structurelle
Erreurs standard entre parenthèses
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 13 semaines.

Tableau 11 - Conséquences d'un choc inattendu sur les variables endogènes, à court et long terme (Comparatif PActive au seuil de 0.5 vs. 0.94)

	Quantité achetée en		Quantité achetée en		Nombre d'acheteurs en		Nombre d'acheteurs en		Propres prix		Prix de la concurrence	
	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%	Valeur	%
DANONE - seuil Pactive = 0.50												
Condition initiale	11.576	-	14.814	-	12.330	-	36.759	-	0.056	-	0.040	-
Court terme	12.282	6.10%	16.571	11.86%	12.307	-0.19%	36.161	-1.63%	0.049	-12.84%	0.040	0%
Long terme	12.281	6.09%	16.483	11.26%	12.419	0.72%	35.091	-4.54%	0.049	-12.61%	0.041	2.35%
DANONE - seuil Pactive = 0.94												
Condition initiale	12.229	-	15.543	-	24.518	-	24.571	-	0.056	-	0.040	-
Court terme	13.366	9.30%	17.306	11.34%	24.216	-1.23%	24.172	-1.63%	0.049	-12.84%	0.040	0%
Long terme	13.205	7.98%	17.473	12.41%	24.071	-1.82%	23.122	-5.90%	0.049	-12.33%	0.041	2.06%

Tableau 12 - Conséquences d'un choc inattendu sur les ventes (Comparatif PActive au seuil de 0.5 vs. 0.94)

	Situation initiale	%	Suites d'une promotion d'un écart de propres prix	%	Changement en %
DANONE - seuil Pactive = 0.50					
Le Capital Client à la 13ème semaine après la promotion	22.37	100.00%	20.79	100.00%	-7.07%
Parmi les prospects (Acquisition)	4.65	20.77%	4.34	20.87%	-6.62%
Parmi les propres clients (Rétention)	17.72	79.23%	16.45	79.13%	-7.18%
DANONE - seuil Pactive = 0.94					
Le Capital Client à la 13ème semaine après la promotion	22.19	100.00%	20.60	100.00%	-7.17%
Parmi les prospects (Acquisition)	9.76	43.98%	9.07	44.03%	-7.06%
Parmi les propres clients (Rétention)	12.43	56.02%	11.53	55.97%	-7.26%

Si l'impact sur le Capital Client n'est pas dramatique, cette approche rétablit un équilibre au sein de ses facteurs formateurs, respectivement le Capital Client en mode acquisition / rétention.

Réactions concurrentielles aux attaques promotionnelles

Steenkamp, Nijs, Hanssens et Dekimpe (2005) proposent une méthodologie pour mesurer la réaction des concurrents aux attaques promotionnelles. Il s'agit d'une analyse 2 par 2 des enseignes d'une catégorie afin de relier le comportement de réaction de chacune à son efficacité (propre et croisée). Une telle approche apporte des réponses à des questions comme : Un comportement actif engendre-t-il des résultats meilleurs qu'un comportement passif? Ou bien équivaut-il à un « gaspillage » ?

Les modèles VAR conçus afin de surprendre ces interactions prennent en compte les variables exogènes: dépenses publicitaires, prix pratiqués et ventes réalisées pour chacune des 2 enseignes qui rentrent simultanément dans le modèle. Les variables exogènes comprennent: les ventes réalisées en mode feature ad, instore display, mais également la couverture de la distribution. Dans notre modèle, n'ayant pas accès aux informations concernant les dépenses publicitaires, nous limiterons les variables endogènes aux prix pratiqués et aux ventes mais en gardant la distinction entre les ventes réalisées en mode acquisition vs. rétention. L'inconvénient est que les réactions concurrentielles ne pourront être observées que sur le même terrain, celui des prix promotionnels. Néanmoins, dans leur étude, Steenkamp et al. ont montré que dans leurs réactions concurrentielles, les enseignes utilisent généralement la même arme que celle de l'attaquant.

Ainsi, pour chaque combinaison enseigne attaquante/ enseigne attaquée, notre système VAR contient 6 variables endogènes: les prix pratiqués et les ventes hebdomadaires en mode acquisition et rétention pour chacune des 2 enseignes et 4 variables exogènes: le pourcentage des ventes réalisées en mode feature ad, instore display pour chacune des enseignes. L'ordre de décalage optimal de notre VAR a été établi à 1 par l'application du critère de Schwartz.

$$\begin{array}{cccccccccccccccc}
 \begin{array}{|l} price_{i,t} \\ asales_{i,t} \\ rsales_{i,t} \\ price_{j,t} \\ asales_{j,t} \\ rsales_{j,t} \end{array} & \begin{array}{|l} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \\ c_5 \\ c_6 \end{array} & \begin{array}{|l} \pi_{11} \\ \pi_{21} \\ \pi_{31} \\ \pi_{41} \\ \pi_{51} \\ \pi_{61} \end{array} & \pi_{12} & \pi_{13} & \pi_{14} & \pi_{15} & \pi_{16} & \begin{array}{|l} price_{i,t-1} \\ asales_{i,t-1} \\ rsales_{i,t-1} \\ price_{j,t-1} \\ asales_{j,t-1} \\ rsales_{j,t-1} \end{array} & \begin{array}{|l} \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \\ \psi_{11} \end{array} & \psi_{11} & \psi_{11} & \begin{array}{|l} feature_i \\ display_i \\ feature_j \\ display_j \end{array} & \begin{array}{|l} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \\ \varepsilon_{4t} \\ \varepsilon_{5t} \\ \varepsilon_{6t} \end{array} \\
 \hline
 \end{array}$$

(3)

En suivant l'exemple de Yoo et Hanssens, nous utilisons la méthode de la factorisation structurelle afin d'identifier les relations simultanées entre les variables endogènes (en l'absence d'un ordre causal théoriquement prouvé et puisqu'il ne serait pas judicieux de supposer l'existence des effets simultanés entre toutes les variables endogènes).

Ainsi, la matrice des restrictions construite ne permettra qu'un seul impact simultané, plus précisément, celui de la variable marketing d'une enseigne attaquante (les prix pratiqués) sur les variables réponse (les ventes des 2 enseignes en mode acquisition/rétention, mais aussi sur les prix de l'enseigne attaquée (cible)). Nous obtiendrons ainsi 6 modèles structuraux VAR, un pour chaque couple attaquant - cible.

A partir des coefficients structuraux des variables nous obtenons les fonctions de réponse impulsionnelles qui retracent l'impact incrémental d'une action concurrentielle menée par une enseigne i, sur les prix de l'enseigne j (donc, l'élasticité de la réaction) mais aussi celui d'une action concurrentielle menée par une enseigne i, sur les ventes (acquisition / rétention) de l'enseigne j (c'est-à-dire l'élasticité croisée des ventes). Pour synthétiser, le sens et l'intensité des réactions concurrentielles face à une attaque promotionnelle basée sur les prix, sont présentés dans le tableau 13.

Tableau 13 - Paramètres structuraux de la réactivité concurrentielle aux attaques promotionnelles

		Enseigne cible														
Enseigne attaquante	Horizon	DANONE					Y'OLAIT					CTL				
		Elasticité des ventes propres (attaquant)		Elasticité des ventes croisées (cible)		Elasticité de la réaction (Prix)	Elasticité des ventes propres (attaquant)		Elasticité des ventes croisées (cible)		Elasticité de la réaction (Prix)	Elasticité des ventes propres (attaquant)		Elasticité des ventes croisées (cible)		Elasticité de la réaction (Prix)
		Acquisition	Rétention	Acquisition	Rétention		Acquisition	Rétention	Acquisition	Rétention		Acquisition	Rétention	Acquisition	Rétention	
DANONE	CT	.					-0.500*** (0.094)	-0.848*** (0.094)	-0.467*** (0.094)	0.349*** (0.094)	-0.069 (0.094)	-0.506*** (0.094)	-0.837*** (0.094)	0.762*** (0.094)	-0.268*** (0.094)	0.266*** (0.094)
	LT	.					-0.813 (1.395)	-0.788 (1.715)	-0.575 (1.555)	0.280 (1.515)	-0.142 (1.001)	-0.820 (1.470)	-0.727 (1.457)	-0.448 (1.494)	-1.129 (1.944)	0.693 (1.395)
YOLAIT	CT	-1.426*** (0.094)	-1.069*** (0.094)	0.829*** (0.094)	0.649*** (0.094)	-0.144 (0.094)	.					-1.563*** (0.094)	-0.965*** (0.094)	-0.198*** (0.094)	-0.001 (0.094)	-0.172*** (0.094)
	LT	-1.285 (2.813)	-1.473 (3.235)	1.486 (2.950)	1.409 (3.135)	-0.076 (1.353)	.					-1.454 (2.820)	-1.465 (2.996)	-0.050 (2.730)	0.548 (2.806)	-0.164 (2.087)
CTL	CT	-1.308*** (0.094)	-1.487*** (0.094)	-0.176* (0.094)	0.083 (0.094)	0.121 (0.094)	-1.483*** (0.094)	-1.405*** (0.094)	-0.193** (0.094)	0.004 (0.094)	-0.038 (0.094)	.				
	LT	-2.795 (2.945)	-2.819 (2.851)	0.207 (1.130)	0.548 (1.285)	0.196 (0.839)	-2.911 (2.800)	-2.565 (2.463)	-0.391 (1.694)	-0.248 (1.544)	-0.402 (0.950)	.				

*p < .1, **p < .05, *** p < .01
 Factorisation structurelle
 Erreurs standard entre parenthèses
 Les effets à court terme concernent les réponses à l'impulsion dans la même semaine, tandis que les effets à long terme désignent les réponses cumulées au bout de 13 semaines.

A partir de ce tableau récapitulatif, on peut facilement remarquer que la forme de réaction la plus courante est passive (4 des 6 élasticités de la réaction ne sont pas significativement différentes de zéro). Cela est tout à fait en accord avec les résultats obtenus par Steenkamp et al. qui avaient trouvé comme étant non significatives, 54% des réactions à court terme en réponse aux attaques de type prix promotionnels (à travers plus de 400 catégories de produits de consommation fréquente). Les 2 réactions significatives sont: une de rétorsion, de l'enseigne privée CTL envers l'enseigne attaquante DANONE et l'autre

accommodante (réduction de l'effort marketing suite à une attaque subie), toujours de l'enseigne privée CTL cette fois à l'encontre de YOPLAIT.

Quelles sont les implications de ces types de comportement? Sont-ils justifiés? Analysons d'abord le manque de réaction de Danone et Yoplait. L'attaque promotionnelle de Danone engendre un effet significatif positif sur les ventes Yoplait en mode acquisition et significatif négatif sur les ventes Yoplait en mode rétention. Globalement, l'effet positif est plus marqué, tendance qui d'ailleurs s'accroît à long terme. Dans cette perspective, la décision de ne pas agir est justifiée. Attaqué par CTL, Yoplait bénéficie également des effets positifs sur ses ventes en mode acquisition, tandis qu'une telle offensive n'a aucune conséquence sur ses ventes en mode rétention. A nouveau, ne pas réagir semble pour Yoplait la décision correcte.

Les choses prennent une allure différente quand c'est Danone qui subit une offensive promotionnelle de la part de Yoplait. L'effet d'une telle action est significatif et négatif, tant sur les ventes en acquisition qu'en rétention. Il semblerait donc que Danone rate une bonne occasion d'agir, surtout qu'une contre-attaque de la même intensité pourrait quasiment annuler l'effet de l'effort Yoplait. Attaqué par CTL, Danone bénéficie d'un effet significatif positif sur ses ventes en mode acquisition, tandis que cela n'a pas d'impact sur les ventes en rétention.

CTL, l'enseigne privée est donc la seule à adapter son comportement en fonction des actions déployées par ses concurrents directs. Face à une attaque initiée par Danone, CTL a une forte réaction de rétorsion, justifiée par l'important effet négatif sur ces ventes en mode acquisition, qui est loin de pouvoir être couvert par l'impact positif en mode rétention. Rétorquer semble justifié, surtout tenant compte de la forte efficacité en termes de stimulation des ventes propres (acquisition et rétention) qu'entraînent les actions promotionnelles de CTL. Attaqué par Yoplait, la réaction de CTL change de registre, devenant accommodante. Cela se justifie non seulement parce qu'une telle attaque a un effet positif sur les ventes CTL en acquisition, mais également parce qu'ainsi, cet effet sera doublé des marges dégagées plus importantes.

CONCLUSIONS ET VOIES DE RECHERCHE

Cette recherche réplique et étend l'application d'un modèle et d'une méthodologie proposée par Yoo & Hanssens (2008) pour mesurer les effets des actions marketing sur le Capital Client dans le domaine des produits emballés vendus en grande surface et pour expliquer les interactions dynamiques des efforts marketing de l'entreprise avec l'acquisition et la rétention des clients. Nous étendons l'étude originale sous de multiples aspects.

Premièrement, pour calculer la probabilité qu'un client soit actif nous utilisons alternativement plusieurs modèles stochastiques (probabilistes) adaptés au contexte des relations client non-contractuelles. Comme l'usage dans ce but du modèle de BG/NBD a été critiqué dans la littérature (voir Zitzlsperger, Robbert and Roth, 2007) nous utilisons aussi le très récent modèle MBG/NBD qui corrige certaines des faiblesses évoquées et le modèle Pareto/NBD qui lui est le modèle de référence dans cette catégorie.

Deuxièmement, nous analysons plusieurs catégories de produits pour vérifier l'applicabilité du modèle de Yoo et Hanssens (2008)

Troisièmement, au seuil arbitraire de 0,5 pour la probabilité d'être actif utilisé dans l'étude originale nous opposons un seuil qui maximise le nombre de clients actifs et inactifs correctement classés et analysons les conséquences sur les effets persistants des actions marketing.

Après l'analyse des historiques d'achat sur plusieurs catégories de produits de grande consommation et l'estimation simultanée de plusieurs modèles probabilistes capables de représenter les mécanismes dynamiques qui gouvernent les comportements individuels d'achat nous concluons que, sur des données de panel, la méthodologie proposée par Yoo et Hanssens (2008) a une applicabilité limitée à des situations particulières. Son application se limite aux produits et aux périodes dans lesquelles on peut observer un comportement dynamique des clients de type "always a share", caractérisé par des baisses de la consommation d'une ou plusieurs marques, qui pourraient être associées à un phénomène d'attrition. En absence de ce phénomène d'attrition les estimations des modèles probabilistes évoqués (ParetoNBD, BG/NBD et MBG/NBD) convergent vers celle du modèle NBD, modèle qui lui représente un comportement dynamique d'achat alternatif spécifique aux données de panel de consommateurs, caractérisé par certaines régularités empiriques (Ehrenberg, 1988) vérifiés depuis plus de 40 ans. Quand le comportement observé s'apparente à un processus de type NBD on ne peut pas parler d'attrition des clients et on ne peut pas calculer la probabilité qu'un client soit actif, ce qui détruit l'échafaudage de la méthodologie étudiée ici.

Nous avons du concentrer l'analyse sur la catégorie des Yaourts qui, à la différence des autres catégories analysées, exhibe un comportement dynamique d'achat de type allways a share. La catégorie des ketchups traitée dans l'étude de Yoo & Hanssens n-a pas été retenue pour l'application des modèles de persistance car elle ne satisfait pas les critères, introduits par nous, pour pouvoir être assimilée au type de comportement dynamique exigé.

Si nous restons assez sceptiques par rapport au caractère généralisable de la méthodologie de Yoo et Hanssens aux produits de grande consommation sur des données de

panel, nous trouvons la perspective d'utiliser la modélisation de persistance pour mesurer des effets marketing à court et long terme sur des clients actifs et inactifs détectés grâce à des modèles probabilistes, très attractive et lui attribuons un fort potentiel d'aide à la décision managériale. Malheureusement, les données de panel qui ont l'avantage par rapport aux bases de données clients de permettre la mesure des effets de la concurrence satisfont rarement les conditions exigées par les modèles utilisés.

Nous avons aussi trouvé que pour les catégories de produits et les périodes où ces exigences sont satisfaites les modèles BG/NBD and MBG/NBD produisent des prévisions similaires et que le modèle Pareto/NBD qui en général est plus proche de la réalité, trouve des taux d'attrition plus importants. C'est la raison pour laquelle nous suggérons que ce modèle soit utilisé pour calculer la probabilité d'un client d'être actif et pour séparer les ventes de rétention des ventes d'acquisition.

Les modèles probabilistes testés sont assez rigides, s'appuyant sur des hypothèses clairement définies, qui peuvent ou non correspondre aux caractéristiques sous-jacentes du comportement manifeste des clients dans un milieu non-contractuel. Un pas en avant vers la généralisation de cette approche probabiliste serait d'essayer de rendre ces modèles plus flexibles, capables de prendre en compte d'autres hypothèses distributionnelles concernant les intervalles inter-achat et le niveau de dépenses. Une voie a été ouverte dans ce sens par Singh, Borle et Jain (2008) qui proposent un cadre de simulation généralisé (GSF) pour estimer la CLV quand les durées de vie des clients ne sont pas observées.

BIBLIOGRAPHIE

- Batistlam, E.P., M. Denizel, A. Filiztekin. (2007), Empirical validation and comparison of models for customer base analysis, *International Journal of Research in Marketing*, 24, 201-209
- Blattberg, R.C. & J. Deighton, (1996) Manage marketing by the customer equity test, *Harvard Business Review*, 74, 4 (July-August), 136-144.
- Castéran H., Meyer-Waarden L., Benavant C (2007), Une évaluation empirique des modèles NBD pour le calcul de la Valeur Actualisée Client dans le domaine de la grande distribution, *Actes du XXIIIème Congrès International de l'AFM* (31 mai & 1er juin), Aix-les-Bains
- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens, V.R. Nijs, Jan-Benedict E.M. Steenkamp. (2005), Measuring short- and long-run promotional effectiveness on scanner data using persistence modelling. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 21 409-416.
- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens. (2004), Persistence Modeling for Assessing Marketing Strategy Performance. *Cool Tools in Marketing Strategy Research*. Marketing Strategy Institute
- Dekimpe, M.G., D.M. Hanssens (1995), "The Persistence of Marketing Effects on Sales," *Marketing Science*, 14, 1-21.
- Ehrenberg, A. S. C. (1959), The Pattern of Consumer Purchases, *Applied Statistics*, 8(1), p. 26-41.
- Ehrenberg A.S.C. (1988), *Repeat Buying, Facts, Theory and Applications*. London, C. Griffin and Co. Ltd, Oxford University Press New York.
- Fader, P.S., B. Hardie, K. Lee. (2005a), RFM and CLV: Using Iso-Value Curves for Customer Base Analysis. *Journal of Marketing Research*. 42, 415-430
- Fader, P.S., B. Hardie, K. Lee. (2005b), Counting Your Customers the Easy Way: An Alternative to the Pareto/NBD Model. *Marketing Science*. 24(2), 275-84
- Gupta, S., D. Hanssens, B. Hardie, W. Kahn, V. Kumar, N. Lin, N. Ravishanker et S. Siram (2006), Modeling Customer Lifetime Value, *Journal of Service Research*, 9, 2, 139-155
- Gupta, S., D. Lehmann, J. Stuart. (2004), Valuing Customers. *Journal of Marketing Research*. 41, 7-18

- Helsen, K. & D. Schmittlein (1993), "Analyzing Duration Times in Marketing: Evidence for the Effectiveness of Hazard Rate Models," *Marketing Science*, 11 (4), 395 - 414.
- Nijs, V.R., S. Srinivasan & K. Pauwels (2007), "Retail-Price Drivers and Retailer Profits," *Marketing Science*, 26 (4), 473.
- Pauwels, K. & S. Srinivasan (2004), "Who Benefits from Store Brand Entry?," *Marketing Science*, 23 (3), 364 - 90
- Reinartz, W., V. Kumar. (2003), The Impact of Customer Relationship Characteristics on Profitable Lifetime Duration. *Journal of Marketing*. 67, 17-35
- Reinartz W., V. Kumar. (2000), On the Profitability of Long-Life Customers in a Noncontractual Setting: An Empirical Investigation and Implications for Marketing. *Journal of Marketing*, 64, 17-35
- Schmittlein, D.& R.A. Peterson (1994), "Customer Base Analysis: An Industrial Purchase Process Application," *Marketing Science*, 13 (1), 41-67.
- Schmittlein, D., D. Morrison, R. Colombo. (1987), Counting Your Customers: Who They Are and What Will They Do Next? *Management Science*. 33, 1-24
- Singh, S., S. Borle, D.C. Jain. (2008), A Generalized Framework for Estimating Customer Lifetime Value When Customer Lifetimes Are Not Observed. Working paper.
- Steenkamp, J-B.E.M, V.R. Nijs, D.M. Hanssens, M.G. Dekimpe. (2005), Competitive Reactions to Advertising and Promotion Attacks. *Marketing Science*. 24(1) 35-54.
- Villanueva J., Hanssens D. (2007), Customer Equity: Measurement, Management and Research Opportunities, *Foundations and Trends® in Marketing*, 1, 1 , 1–95,<http://dx.doi.org/10.1561/17000000002>
- Wübben M., F. v.Wangenheim. (2008), Instant Customer Base Analysis: Managerial Heuristics Often “Get It Right”. *Journal of Marketing*. 72 (May) 82–93
- Yoo, S., D.M. Hanssens. (2008), Measuring Marketing Effects on Customer Equity for Frequently Purchased Brands. Working paper.

ANNEXE 1

Tableau 14 - Comparatif des paramètres des modèles probabilistes estimés

Product	Brand	Model	r	α	r/ α	s	β	s/ β	a	b	a/(a+b)	LL
Detergent	Cheer	BG/NBD	1.1692	21.3532	0.0548	-	-	-	0.0100	31.2165	3e-04	4224
Detergent	Cheer	MBG/NBD	1.1700	21.3627	0.0548	-	-	-	0.5427	2000.0000	3e-04	4224
Detergent	Cheer	PARETO/NBD	1.1717	21.4200	0.0547	0.01	90000	0	-	-	-	4224
Detergent	Cheer	NBD	1.17	21.42	0.05	-	-	-	-	-	-	4224
Detergent	Tide	BG/NBD	1.1189	16.5667	0.0675	-	-	-	3.3453	2000	0.0017	10673
Detergent	Tide	MBG/NBD	1.1243	16.6221	0.0676	-	-	-	3.2616	2000	0.0016	10673
Detergent	Tide	PARETO/NBD	1.1319	16.7916	0.0674	14.5572	1e+05	1e-04	-	-	-	10675
Detergent	Tide	NBD	1.13	16.93	0.07	-	-	-	-	-	-	10676
Detergent	Wisk	BG/NBD	1.2287	20.5763	0.0597	-	-	-	6.1942	2000	0.0031	4570
Detergent	Wisk	MBG/NBD	1.2398	20.7182	0.0598	-	-	-	3.8617	1337.130	0.0029	4570
Detergent	Wisk	PARETO/NBD	1.2654	21.4465	0.0590	0.01	150.3657	1e-04	-	-	-	4571
Detergent	Wisk	NBD	1.27	21.58	0.06	-	-	-	-	-	-	4571

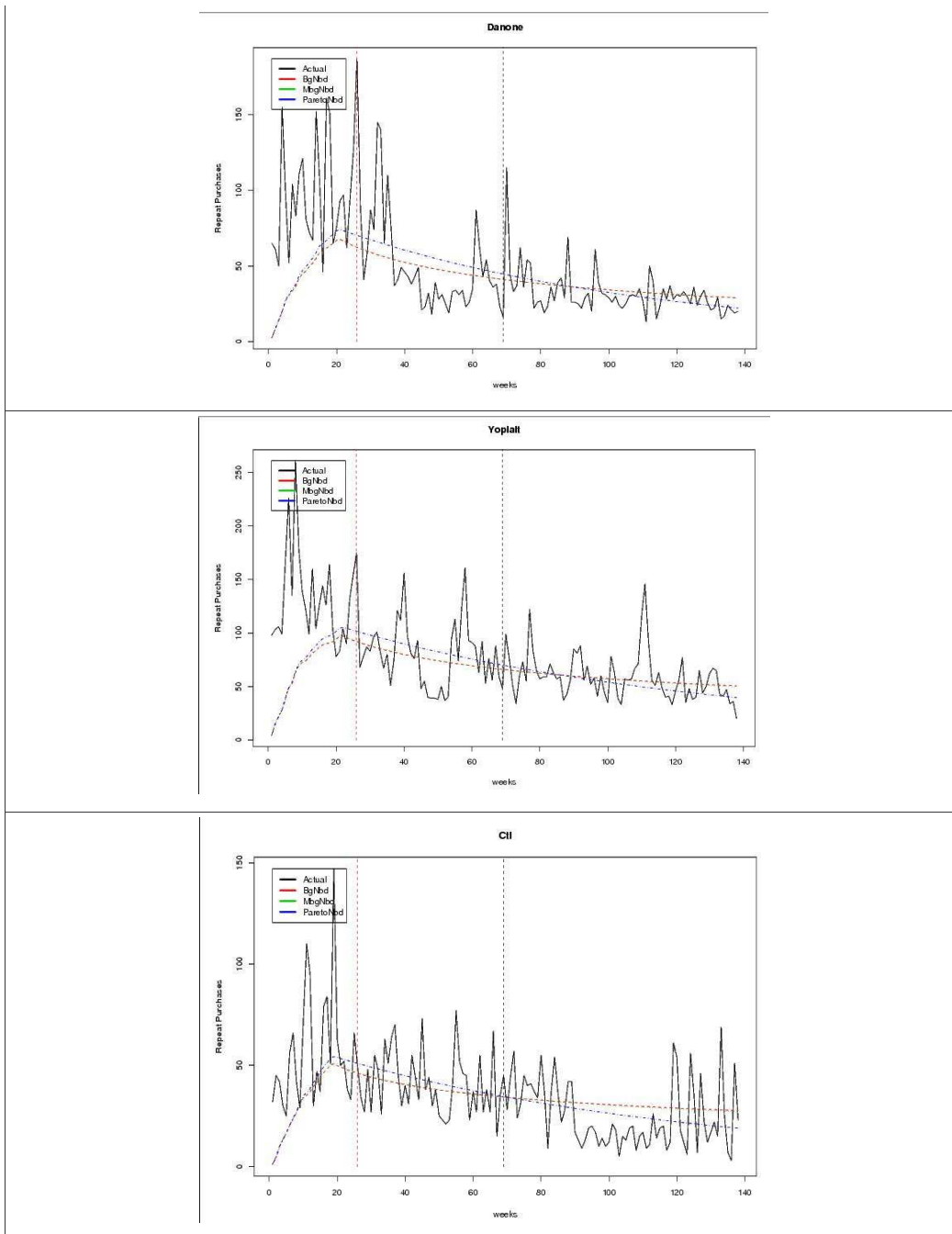
Product	Brand	Model	r	α	r/ α	s	β	s/ β	a	b	a/(a+b)	LL
Ketchup	DelMonte	BG/NBD	0.824	37.2401	0.0221	-	-	-	0	0	0	2148
Ketchup	DelMonte	MBG/NBD	0.824	37.2403	0.0221	-	-	-	0	0	0	2148
Ketchup	DelMonte	PARETO/NBD	0.824	37.2404	0.0221	0.01	1e+05	0	-	-	-	2148
Ketchup	DelMonte	NBD	0.824	37.2404	0.0221	-	-	-	-	-	-	5910
Ketchup	Heinz	BG/NBD	1.8686	22.6977	0.0823	-	-	-	0.01	2000	0	16477
Ketchup	Heinz	MBG/NBD	1.8687	22.6981	0.0823	-	-	-	0.01	2000	0	16477
Ketchup	Heinz	PARETO/NBD	1.8688	22.7000	0.0823	0.01	1e+05	0	-	-	-	16477
Ketchup	Heinz	NBD	1.8687	22.6994	0.0823	-	-	-	-	-	-	16477
Ketchup	Hunt	BG/NBD	1.4162	46.4322	0.0305	-	-	-	0.01	2000	0	2909
Ketchup	Hunt	MBG/NBD	1.4162	46.4327	0.0305	-	-	-	0.01	2000	0	2909
Ketchup	Hunt	PARETO/NBD	1.4162	46.4327	0.0305	0.01	1e+05	0	-	-	-	2909
Ketchup	Hunt	NBD	1.4162	46.4327	0.0305	-	-	-	-	-	-	2909

Product	Brand	Model	r	α	r/ α	s	β	s/ β	a	b	a/(a+b)	LL
Yogurt	Ctl	BG/NBD	0.73	3.18	0.23	-	-	-	0.34	5.28	0.06	5910
Yogurt	Ctl	MBG/NBD	0.87	3.62	0.24	-	-	-	0.39	5.86	0.06	5912
Yogurt	Ctl	PARETO/NBD	0.88	4.03	0.22	18.35	2000	0.01	-	-	-	5907
Yogurt	Ctl	NBD	0.6891446	4.0444	0.1704	-	-	-	-	-	-	6077
Yogurt	Danone	BG/NBD	0.6151	3.4154	0.1801	-	-	-	0.7333	11.3984	0.0604	8999
Yogurt	Danone	MBG/NBD	0.7318	3.8159	0.1918	-	-	-	0.7706	11.3492	0.0636	9000
Yogurt	Danone	Pareto/NBD	0.780137	4.4000	0.1773	16.0461	1459.8	0.01099	-	-	-	8982
Yogurt	Danone	NBD	0.6108	4.4938	0.1359	-	-	-	-	-	-	9277

Yogurt	Yoplait	BG/NBD	0.8566	3.4644	0.2473	-	-	-	0.4820	9.3788	0.0489	11843
Yogurt	Yoplait	MBG/NBD	1.0071	3.8967	0.2585	-	-	-	0.5377	10.3326	0.0495	11845
Yogurt	Yoplait	PARETO/NBD	1.012731	4.2138	0.2403	10.1882	1131.75	0.0090	-	-	-	11829
Yogurt	Yoplait	NBD	0.78	4.13	0.19	-	-	-	-	-	-	11829

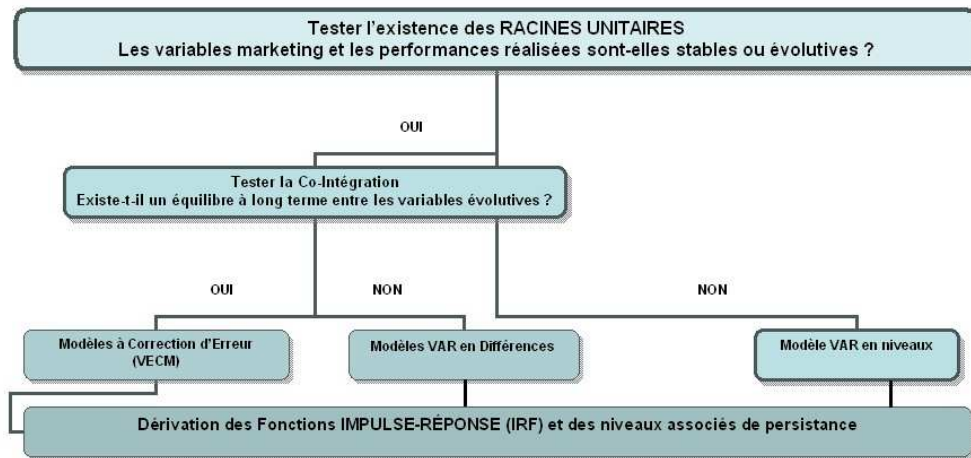
ANNEXE 2

Figure 6 - Qualité de l'ajustement des prédictions BG/NBD, MBG/NBD et Pareto/NBD



ANNEXE 3

Figure 7 - Etapes de la modélisation de la persistance

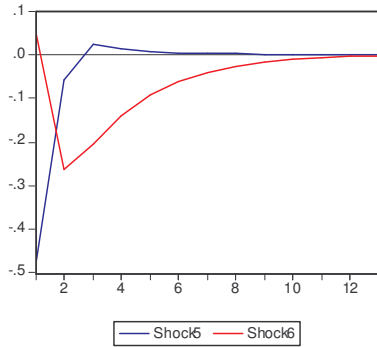


Adapté de "Persistence Modeling for Assesing Marketing Strategy Performance", M. Dekimpe et D. Hanssens, in "Cool Tools in Marketing Strategy Research, Marketing Science Institute, 2004.

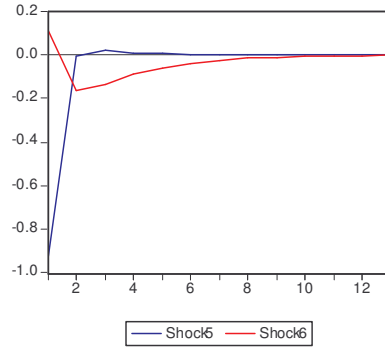
ANNEXE 4

Figure 8 – Réponse des variables endogènes (DANONE) à un choc (d'un écart-type) exercé sur ses propres prix (Shock5) et de ses concurrents (Shock 6)

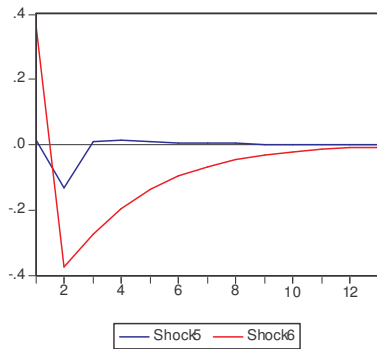
Response of LOG(AQUANT_DNN) to Structural One S.D. Innovations



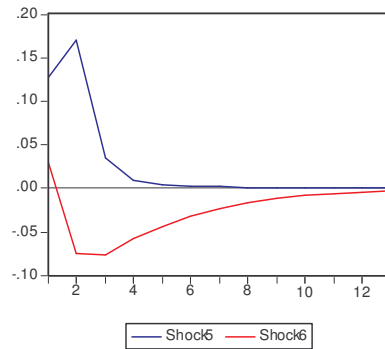
Response of LOG(RQUANT_DNN) to Structural One S.D. Innovations



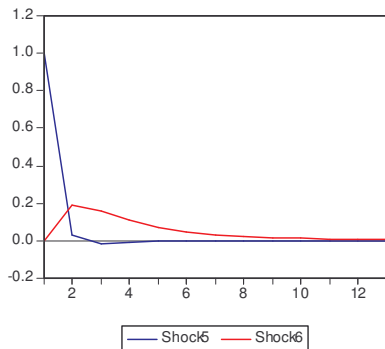
Response of LOG(APURCH_DNN) to Structural One S.D. Innovations



Response of LOG(RPURCH_DNN) to Structural One S.D. Innovations



Response of LOG(OPRICE_DNN) to Structural One S.D. Innovations



Response of LOG(CPRICE_DNN) to Structural One S.D. Innovations

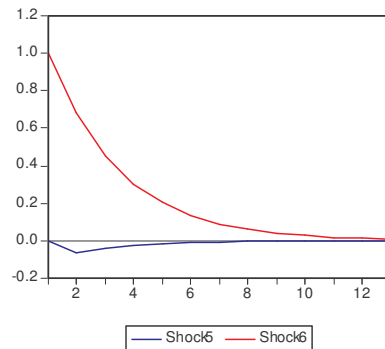
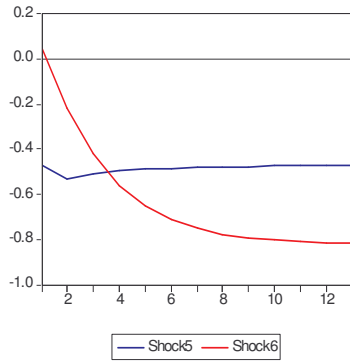
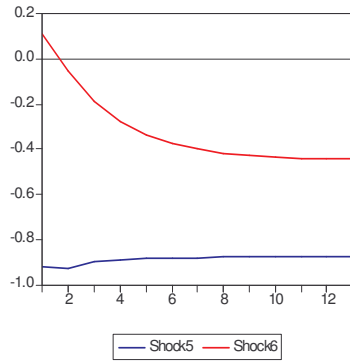


Figure 9 - Réponse cumulée des variables endogènes (DANONE) à un choc (d'un écart-type) exercé sur ses propres prix (Shock5) et de ses concurrents (Shock 6)

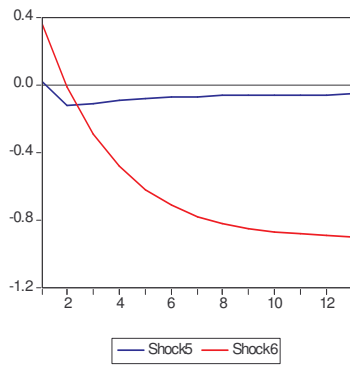
Accumulated Response of LOG(AQUANT_DNN) to Structural One S.D. Innovations



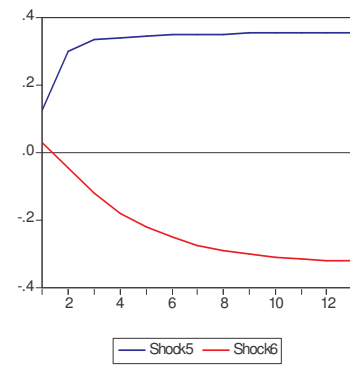
Accumulated Response of LOG(RQUANT_DNN) to Structural One S.D. Innovations



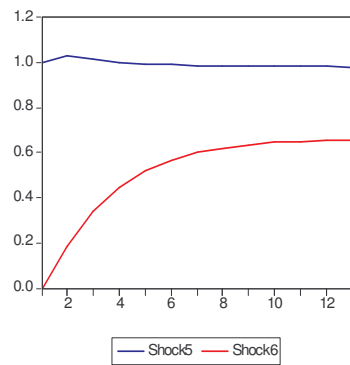
Accumulated Response of LOG(APURCH_DNN) to Structural One S.D. Innovations



Accumulated Response of LOG(RPURCH_DNN) to Structural One S.D. Innovations



Accumulated Response of LOG(OPRICE_DNN) to Structural One S.D. Innovations



Accumulated Response of LOG(CPRICE_DNN) to Structural One S.D. Innovations

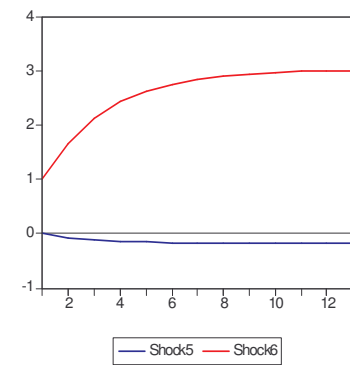
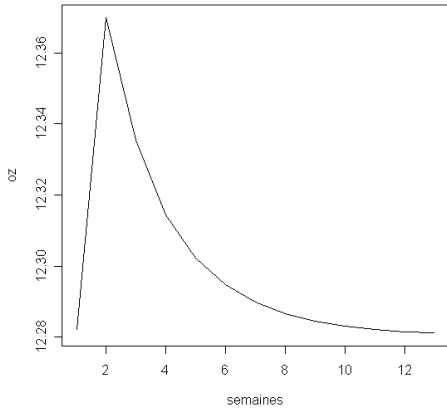
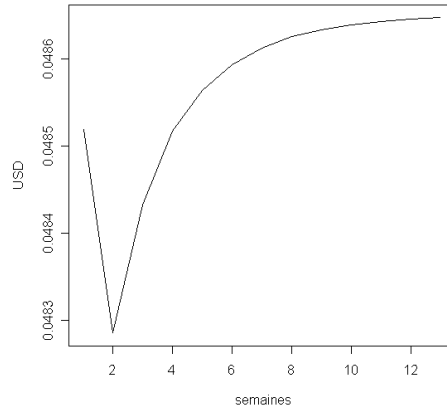


Figure 10 - L'effet cumulé d'un choc égal à l'écart type des propres prix sur les performances de Danone

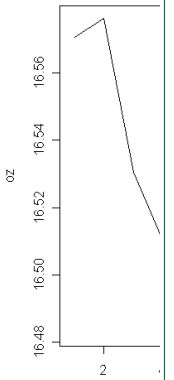
Effet cumulé d'un choc égal à l'écart type de propres prix sur la quantité achetée en mode acquisition (DANONE)



Effet cumulé d'un choc égal à l'écart type de propres prix sur ses propres prix (DANONE)



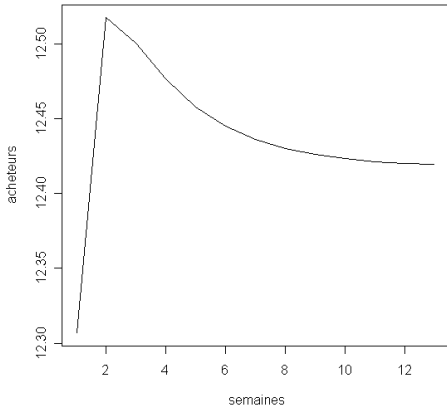
Effet cumulé d'un choc égal à l'écart type de propres prix sur la quantité



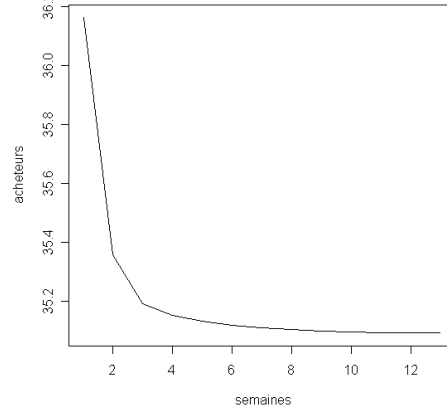
Supprimé :

Supprimé :

Effet cumulé d'un choc égal à l'écart type de propres prix sur le nombre d'acheteurs en mode acquisition (DANONE)



Effet cumulé d'un choc égal à l'écart type de propres prix sur le nombre d'acheteurs en mode rétention (DANONE)



Effet cumulé d'un choc égal à l'écart type de propres prix sur les prix de la concurrence (DANONE)

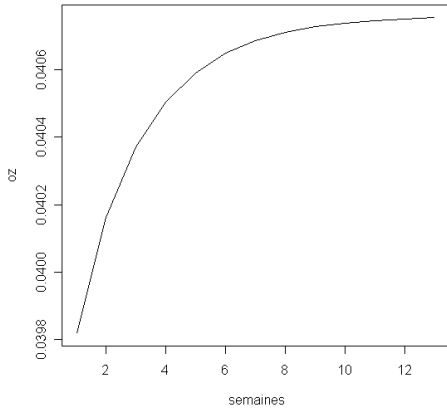


Figure 11 - L'effet cumulé d'un choc égal à l'écart type des propres prix sur les performances de YoPlait

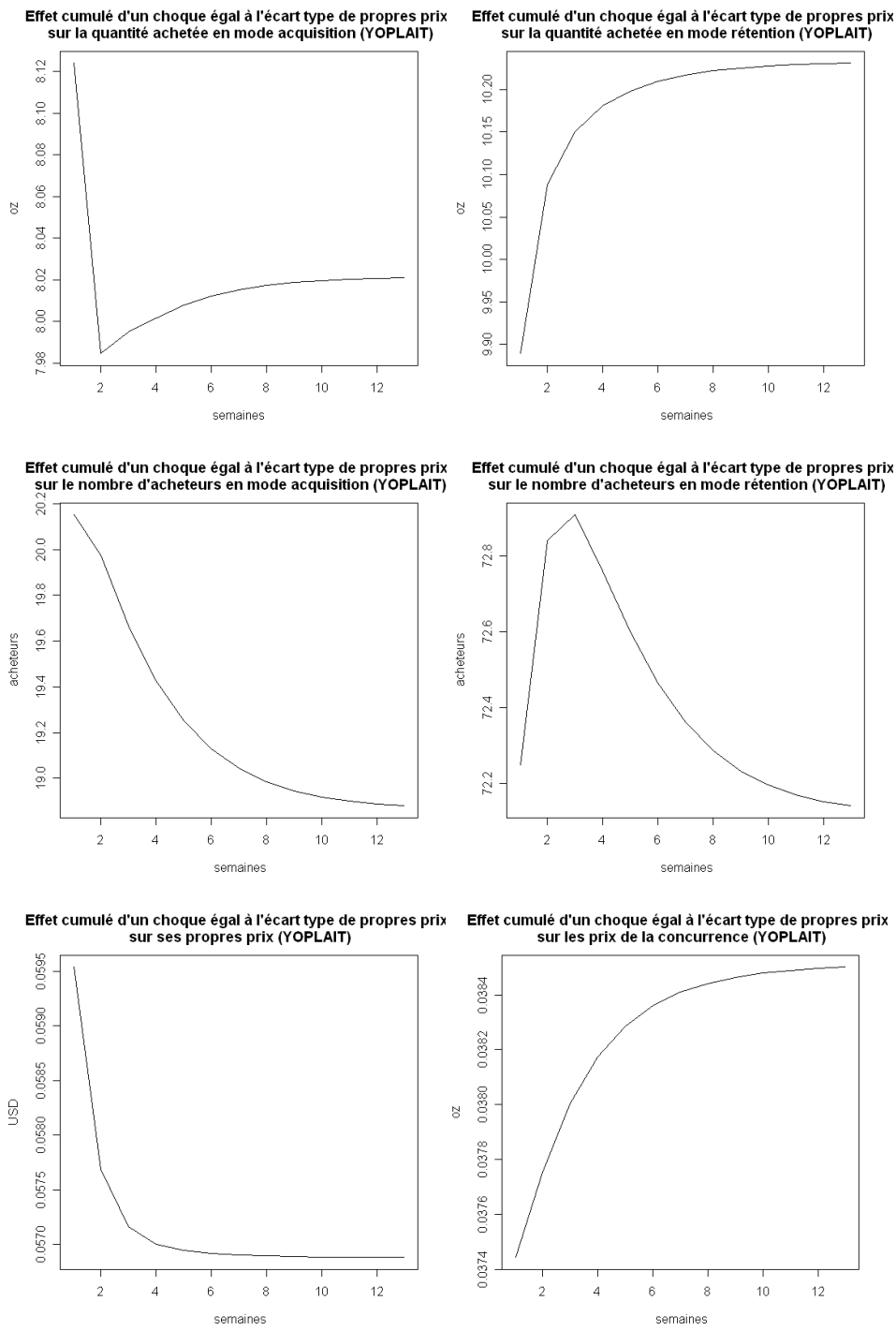


Figure 12 - L'effet cumulé d'un choc égal à l'écart type des propres prix sur les performances de CTL

