https://doi.org/10.1080/0267257X.2017.1295094

Taylor & Francis
Taylor & Francis Group

Check for updates

L'impact des incitations personnalisées sur le pro fi tabilité des campagnes de fidélisation de la clientèle

Ali Tamaddoni une , **Stanislav Stakhovych** b et **Michael Ewing** c

une Département des systèmes d'information et de l'analyse commerciale, Université Deakin, Burwood, Australie;
b Département de marketing, Monash Business School, Caul fi eld East, Australie; c Faculté de commerce et de droit, Université Deakin, Burwood, Australie

ABSTRAIT

Les approches traditionnelles de gestion du taux de désabonnement des clients se sont généralement concentrées sur les clients les plus susceptibles de faire défaut. Bien qu'il soit important de prévoir avec précision la probabilité de désabonnement des clients, cette métrique seule ne suffit pas ffi habiliter les gestionnaires à prendre des décisions optimales. Par conséquent, la présente étude se concentre sur la relation entre les incitations à la rétention et les avantages fi t maximisation. Speci fi En fin de compte, nous améliorons les pratiques existantes de gestion du taux de désabonnement en: (1) permettant l'hétérogénéité des clients dans le comportement de remboursement des incitations, (2) introduisant la dépendance de la probabilité d'accepter une incitation sur sa valeur monétaire, et (3) o ff un modèle amélioré pour développer des campagnes de rétention. Nous appuyons nos conclusions avec des données empiriques et des simulations et formulons des recommandations managériales tangibles.

MARKETING MANAGEMENT, 2017 VOL. 33, NSA. 5 - 6, 327 - 347

HISTOIRE DE L'ARTICLE
Reçu le 20 juin 2015 Accepté le 23 janvier 2017

MOTS CLÉS
Gestion du taux de désabonnement des clients; fidélisation de la clientèle; remboursement incitatif; exploration de données; pro fi cadres de capacité

introduction

Perdre un client existant ff ecte un fi rm " s revenus de plusieurs manières. Lorsqu'un client fait défaut, l'entreprise perd non seulement des ventes de cette spéci fi c client (Rust & Zahorik, 1993) mais également des revenus potentiels de ce client " s références (Ganesh, Arnold et Reynolds, 2000 ; Verbeke, Dejaeger, Martens, Hur et Baesens, 2012). L'ampleur des dommages que le taux de désabonnement des clients peut causer est encore plus saillante qu'elle ne l'apparaîtrait autrement, car le coût d'acquisition d'un nouveau client est généralement plus élevé que le coût de service d'un client existant (Colgate & Danaher, 2000 ; East, Hammond et Gendall, 2006). Celles-ci " économie de rétention " ont persuadé des entreprises astucieuses de passer de l'acquisition à la rétention (Ballings & Van den Poel, 2012). Comme van Doorn et al. (2010), les gestionnaires en sont venus à comprendre que fi rms " la capacité à soutenir et à entretenir leur clientèle est la clé pour maintenir une position durable sur le marché. Par conséquent, une approche commune de la gestion du taux de désabonnement des clients consiste à identifier les clients susceptibles de désabonner et à les cibler avec des incitations pour les persuader de rester dans l'entreprise (Coussement & Van den Poel, 2008).

Au cours de la dernière décennie, plusieurs études ont démontré la capacité d'un large éventail de classes binaires fi pour identifier les clients susceptibles de faire défaut (Buckinx &

CONTACT Ali Tamaddoni Ali.Tamaddoni@deakin.edu.au Département des systèmes d'information et des affaires Analytics, Deakin University, 221 Burwood Highway, Burwood, VIC 3125, Australie JOURNAL OF

© 2017 Westburn Publishers Ltd.

Van den Poel, 2005 ; Lemmens & Croux, 2006 ; Risselada, Verhoef et Bijmolt, 2010). Cependant, l'inconvénient majeur de la littérature existante sur la modélisation du taux de désabonnement est que, bien que les modèles de désabonnement puissent prédire les désabonnements, ils ont rarement expliqué et / ou démontré les avantages fi ts de prédire le taux de désabonnement à la société focale. En d'autres termes, la majorité des études de désabonnement des clients se concentrent sur la construction de modèles de désabonnement précis, mais échouent ffi lumière sur les stratégies de prédiction post-churn (par exemple, sur la façon de retenir les churners potentiels), l'attrait de ces stratégies de rétention des clients " perspectives, ou l'e ff l'efficacité de ces stratégies en termes de pro fi la rentabilité et le retour sur investissement (ROI). Bien qu'un nombre limité d'études (Lemmens & Gupta, 2013 ; Neslin, Gupta, Kamakura, Junxiang et Mason, 2006) ont réussi à prendre fi pas dans cette direction en développant des fi cadres de capacité pour les campagnes de rétention, une donnée importante reste manquante en ce qui concerne les valeurs incitatives: aucune des études précédentes n'a reconnu que la tendance des candidats à la désabonnement à racheter les incitations à la rétention dépend de la valeur de l'incitation et que les clients di ff dans leur comportement de rachat. Il s'agit d'une omission importante dans la littérature sur la fidélisation de la clientèle, et la présente étude vise à remédier à cette limitation (entre autres) en permettant à la probabilité d'accepter une incitation de dépendre à la fois de sa valeur monétaire et des clients individuels. " les habitudes de dépenses. Dans ce contexte, les gestionnaires peuvent développer des stratégies qui utilisent des incitations personnalisées pour améliorer les campagnes de fidélisation de la clientèle.

Nous contribuons à la littérature sur la gestion du taux de désabonnement en proposant un modi important fi cation au pro existant fi cadres de capacité (Lemmens & Gupta, 2013) en incluant l'e ff effet de la valeur incitative sur la probabilité d'accepter l'incitation. Speci fi En fait, la dépendance du taux de remboursement sur la valeur des incitations et des niveaux de dépenses a été intégrée dans les Lemmens et Gupta (2013) modèle utilisant un courbe d'apprentissage lien (Kutner, Nachtsheim, Neter, & Li,

2005). Cela permet au modèle de reconnaître que l'augmentation de la valeur monétaire des incitations augmentera les chances d'acceptation par les clients et que la même incitation aura moins de chances d'être rachetée par des clients plus dépensiers. Ce modi fi cation nous permet de généraliser les Lemmens et Gupta (2013) modèle en extrayant le montant incitatif optimal qui peut maximiser le niveau individuel (niveau client) pro fi t.

Les résultats de nos analyses de données transactionnelles dans un cadre non contractuel suggèrent que notre modèle " s la capacité d'optimiser la taille cible de la campagne et la valeur incitative individuelle pour chaque client peut signi fi augmenter cantely la campagne " s pro fi t au niveau agrégé, par rapport au pro fi t sécurisé avec les Lemmens et Gupta (2013) approche dans laquelle fi incitation fixe est envoyée à tous les clients fi rm.

Dans les sections restantes, nous commençons par une revue de la littérature sur la gestion du taux de désabonnement des clients et fi des campagnes de fidélisation. Nous discutons ensuite de la méthodologie et du processus de construction du modèle, suivis d'une étude empirique qui teste les performances du modèle proposé. Enfin, nous discutons de notre fi et fournissent des implications managériales.

Revue de littérature

Gestion du taux de désabonnement des clients

La littérature sur le changement de client suggère que " baratte " est un phénomène commun à la plupart des industries qui peut être déclenché par des facteurs tant à l'intérieur qu'à l'extérieur d'une entreprise " contrôle (Bogomolova & Grudinina, 2011). En essayant de minimiser les dommages potentiels que le baratte peut causer, les universitaires et les praticiens ont développé des cadres pour
" gestion du taux de désabonnement des clients '. Ces cadres impliquent des processus qui identifient les clients susceptibles de mettre fin à leur relation avec une entreprise de manière à pouvoir être ciblés par des campagnes marketing proactives visant à les fidéliser (Hadden, Tiwari, Roy, & Ruta, 2007). Sur cette base, toutes les campagnes de gestion du taux de désabonnement nécessitent des modèles capables de prédire les clients " comportement futur basé sur leur comportement antérieur.

Comme Kamakura et al. (2005), la littérature sur la modélisation du taux de désabonnement a les modèles préférés tels que les régressions logit et probit ou les modèles de risque en raison de leur interprétabilité. Cependant, l'impact catastrophique que le taux de désabonnement peut avoir sur le pro fi capacité d'un fi rm appelle à des approches plus nuancées, telles que l'exploration de données qui ont une plus grande capacité prédictive, même au prix de perdre une certaine interprétabilité. Ce besoin a déclenché une véritable explosion de la littérature académique sur les algorithmes de prédiction de désabonnement (Ngai, Xiu, & Chau, 2009).

Modélisation de campagne de rétention pro fi capacité

Pendant des années, les modèles de désabonnement se sont concentrés sur la prédiction pure, négligeant ou minimisant souvent les stratégies de post-prédiction. Ce biais est re fl ecté dans le pro fi les mesures de rentabilité et de retour sur investissement pour les campagnes de rétention conçues en fonction des taux de désabonnement fi leurs prescripteurs (c'est-à-dire qu'ils ciblent les clients les plus susceptibles de Cependant, il y a une décennie, Neslin et ses collègues ont développé un cadre pour calculer le pro fi des campagnes de rétention (Neslin et al., 2006) au niveau agrégé (équation (1)):

¼ N α βω CLV c δ Þ þ β 1 ω Þ c Þ þ 1 β Þ c δ Þ UNE; (1)

où est le pro total fi t d'une campagne de fidélisation, N est le nombre total de clients, α est la fraction de la clientèle ciblée pour la campagne de fidélisation, β est la fraction de churners potentiels au sein des clients ciblés, δ est le coût de l'incitation pour l'entreprise, ω est la partie des candidats à la désabonnement qui décident de rester après avoir reçu l'incitation, c est le coût de contacter un client pour o ff er l'incitation, CLV
est la valeur à vie d'un client moyen, et UNE est le fi coût xé de l'exécution de la campagne de rétention.

Ici le fi le premier terme entre crochets dans l'équation (1) représente la contribution de la campagne de rétention lorsque les turbulents potentiels sont retenus par des incitations, et ω est la probabilité d'accepter l'o ff par un client. Le deuxième terme entre crochets re fl ects l'argent qui est perdu par l'entreprise d'avoir contacté la fraction de churners potentiels qui n'acceptent pas l'o ff er et finalement défaut. Enfin, le dernier terme entre crochets représente le fi perte financière subie lorsque l'entreprise envoie une incitation à la rétention à un client qui serait resté avec l'entreprise de toute façon et qui rachète l'o ff euh.

Le cadre proposé par Neslin et al. (2006) fournit une métrique pour calculer la pro fi d'une campagne de fidélisation à un niveau agrégé. Cependant, l'un de ses inconvénients est qu'il ne tient pas compte de l'hétérogénéité des valeurs des clients et suppose que tous les clients ont une valeur moyenne fi rm. En outre, cette approche fonctionne lorsque la stratégie de gestion du taux de désabonnement implique de classer les clients en fonction de leur propension estimée à désabonner, puis d'envoyer des incitations à un sous-ensemble de clients ayant le meilleur classement sur cette propension. Ainsi, la logique derrière Neslin et al. (2006) reste ce qu'elle était: augmenter fi rm pro fi en ciblant les clients ayant une plus forte propension à faire défaut et en les persuadant de rester. Cependant, l'inconvénient majeur de cette approche est que même si elle est fi table, il ne peut pas générer le

maximum pro fi t qu'une campagne de gestion du taux de désabonnement donnée peut avoir, pour deux raisons principales: (1) les clients ne sont pas classés en fonction de leur potentiel fi tabilité et (2) la taille du groupe cible est choisie arbitrairement et d'une manière non conçue pour maximiser fi t (Lemmens & Gupta, 2013).

S'attaquer aux problèmes avec Neslin et al. (2006), Lemmens et Gupta (2013) a proposé un nouveau modèle pour calculer le niveau fi t dans lequel β est remplacé par la probabilité d'être un éventuel churner p_{je} (extrait d'un classi binaire fi er), et la valeur à vie d'un client moyen est remplacée par des clients individuels " valeurs de durée de vie (équation (2)):

$$\pi_{je} ¼ p_{je} \omega CLV_{je} \quad ½ \quad \delta Þ \quad þ 1 \; p_{je} \quad Þ ½ \; \varphi\delta \quad ; \qquad (2)$$

où π_{je} est le pro fi t dérivé du ciblage des clients je avec une incitation à la rétention, c'est-à-dire le pro supplémentaire fi t qu'une entreprise peut générer en empêchant le client je de devenir inactif au cours de la prochaine période; p_{je} est la probabilité d'être un prétendu churner pour le client je, extrait du classi fi modèle de cation; ω représente la probabilité d'accepter une incitation o ff par un éventuel churner et restant actif pendant la durée de la période de prédiction (ω peut également être une mesure de l'attractivité des fi rm " s les pratiques de rétention du client " s perspective); δ est la valeur de l'incitation o ff aux clients; φ représente la probabilité d'accepter une incitation à la rétention par un client qui ne serait pas autrement devenu inactif pendant la période de prédiction; et CLV_{je} est la valeur à vie du client. Notamment, les CLV dans les équations (1) et (2) sont calculées sur une fi horizon temporel défini et en ignorant les coûts d'acquisition. En outre, Lemmens et Gupta (2013) supposons que le fi coût xé de l'exécution de la campagne de rétention UNE et les frais de contact avec un client c sont nuls. Enfin, le total pro fi t de la campagne de rétention peut être calculé en ajoutant le niveau individuel pro fi ts dérivé de l'équation (2).

Malgré tous les e ff orts pour améliorer le pro fi cadre de rentabilité, le modèle ne tient toujours pas compte des fl uence que la valeur incitative peut avoir sur la probabilité que les clients acceptent une incitation. Incorporation d'une telle dépendance dans le modèle - le but ultime de cette étude - permettrait fi rms pour maximiser le pro fi t généré par chaque individu en optimisant la valeur de l'incitation qui est o ff ce qui aboutirait à terme à une augmentation du maximum fi t généré par la campagne, au niveau agrégé.

Bien que la littérature sur le remboursement incitatif soit plutôt rare, nous développons notre modèle sur la base des précédents fi ndings. Premièrement, même si le remboursement du bon peut dépendre de plusieurs facteurs tels que l'expiration, la diffusion et la proximité, le visage

la valeur reste le plus fl caractéristique essentielle (Danaher, Smith, Ranasinghe et Danaher, 2015), ce qui souligne l'importance d'inclure un lien approprié entre la valeur de l'incitation et la probabilité de son remboursement dans le modèle. Deuxièmement, comme prévu, la probabilité de rachat augmente avec l'augmentation de la valeur nominale (Bawa & Shoemaker, 1987); cependant, le taux de changement de rachat n'est pas linéaire mais plutôt décroissant (Bawa, Srinivasan, & Srivastava, 1997). Étaient fl ect cela aussi formellement dans notre modèle en introduisant un lien fonctionnel monotone croissant mais décroissant entre la valeur de l'incitation et la probabilité de son acceptation.

Développement de modèles et méthodologie

Taux de désabonnement des clients dans des contextes non contractuels

Bien que le désabonnement des paramètres contractuels soit basé sur une résiliation ou un non-renouvellement simple des contrats, les paramètres non contractuels sont plus complexes et le désabonnement peut être de fi né de di ff perspectives différentes (Fader & Hardie, 2009). Considérant que Buckinx et Van den Poel (2005) de fi un taux de désabonnement défini en fonction de la fréquence des achats et des changements dans les délais d'achat, Miguéis, Van den Poel, Camanho et Falcão e Cunha (2012) a opérationnalisé le terme en fonction de l'évolution des comportements de dépenses des clients. Inversement, Venkatesan et Kumar (2004) estiment que dans des contextes non contractuels, considérer le taux de désabonnement comme un phénomène permanent est inexact, car il est toujours probable qu'un client reviendra après une période d'inactivité.

Par conséquent, la présente étude a caractérisé le désabonnement comme un phénomène temporaire qui est étudié fi période de temps limitée. Par conséquent, la fenêtre temporelle des données de la présente étude a été divisée en deux sous-périodes de durée égale, un " période d'étalonnage " et un " période de prédiction '. Par conséquent, un " inactif " le client est de fi défini comme une personne ayant effectué au moins un achat pendant la période d'étalonnage mais aucun achat pendant la période de prédiction. Néanmoins, la présente étude va au-delà de la simple prévision des clients " l'inactivité dans la deuxième période et enquête sur le pro fi t que chacun " serait " churner pourrait produire dans la période de prédiction si ils ont été encouragés à devenir actifs pendant au moins un " moyenne " transaction [1] au cours de cette période.

Un modèle pour améliorer les campagnes de rétention

Comme discuté ci-dessus, le simple fait d'identifier les candidats au baratinage n'est pas l'objectif ultime des campagnes de rétention. Ce qui pousse les entreprises à investir dans des campagnes de gestion du taux de désabonnement, c'est le potentiel supplémentaire fi t que le maintien d'un éventuel churner peut générer pour la fi rm. Ceci est normalement réalisé au moyen d'incitations ciblées (Fruchter & Zhang, 2004). Étonnamment, la littérature précédente classe les clients presque exclusivement en fonction des probabilités de désabonnement et suppose que cette approche fi ts. Ce qui est évident ici, c'est que la plupart des études négligent le fait que ceux qui sont le plus susceptibles de se désintéresser ne sont pas nécessairement les plus pro fi clients de table. Il est plausible d'avoir un client qui est susceptible de se désintégrer et qui n'est pas non plus pro fi table. Un autre scénario qui est ignoré dans ce contexte est celui où le coût de l'incitatif envoyé à un client peut être plus élevé que le pro fi t que le client peut générer pour la fi rm. Comme discuté précédemment, cette lacune a récemment été étudiée par des universitaires au moyen du développement de paramètres

peut déterminer empiriquement le pro fi d'une campagne basée sur les scores de désabonnement extraits de modèles prédictifs (Lemmens & Gupta, 2013).

À cet égard, la présente étude s'appuie sur des modèles antérieurs (notamment Lemmens et Gupta (2013)) et adopte un scénario dans lequel fi rm identi fi es clients qui sont les plus susceptibles de se désengager et visent à empêcher leur départ en les incitant avec des bons en espèces comme une forme d'incitation à la rétention pour les encourager à effectuer au moins un achat de plus - dans la prochaine période. Cependant, contrairement aux approches de rétention existantes dans lesquelles le taux d'acceptation (remboursement) est supposé être indépendant de la valeur d'incitation et dans fi Un incitatif fixe est envisagé pour tous les clients, après Bawa et Shoemaker (1987), nous proposons un modèle dans lequel la probabilité d'un client " s acceptation d'un o ff er (ω dans l'équation (2)) est supposé être une fonction de l'o ff Incentive incitée " s valeur monétaire (δ dans l'équation (2)). Nous permettons également δ être hétérogène sur l'ensemble de la clientèle. Cette contribution nous permet de maximiser le pro fi t au niveau individuel en optimisant la valeur incitative, conduisant à une signi fi amélioration de la campagne de rétention totale pro fi t. Plusieurs conditions doivent être satisfaites fi quant à la manière dont la valeur de l'incitation δ_{je}

peut être lié à la probabilité de son rachat ω_{je}. L'une de ces conditions est que le lien doit être une fonction augmentant mais diminuant de façon monotone. Cette condition est principalement basée sur la fi résultats d'études antérieures sur l'e ff les effets de la valeur des coupons sur les taux de remboursement, qui indiquent que les taux de remboursement augmentent à mesure que la valeur des coupons passe de faible à moyenne. Cependant, ce e ff ect diminue dans la transition des coupons de valeur moyenne à élevée (Bawa & Shoemaker, 1987 ; Cordonnier & Tibrewala,

1985). En outre, la fonction doit pouvoir cartographier δ_{je} ¼0; 1; 2; 3; . . . : sur ω_{je} ¼0; ω_{max} . Surtout, bien que théoriquement la probabilité maximale de échanger un bon d'incitation (ω_{max}) peut atteindre 1, dans la pratique, tous les destinataires n'utilisent pas le bon, même ff offre une remise égale à leurs dépenses moyennes. Ainsi, après Lemmens et Gupta (2013) et Neslin et al. (2006), nous fixons la probabilité de remboursement maximale à 0,5, ce qui implique que la fonction de liaison doit être de fi défini de telle sorte qu'il commence à zéro (pour δ_{je} ¼ 0), augmente de façon monotone mais diminue et présente une asymptote à 0,5. Quant aux valeurs incitatives, bien que d'une manière générale, δ_{je} peut avoir des valeurs continues non négatives, nous spécifions

δ_{je} d'avoir des valeurs discrètes dans cette étude pour se conformer à la pratique d'envoi de coupons arrondis en dollars entiers. Par conséquent, nous adoptons un cas particulier d'un modèle exponentiel, qui est appelé une courbe d'apprentissage (Kutner et al., 2005), avec des valeurs discrètes de δ_{je} de préciser le lien entre les incitations et la probabilité de leur remboursement:

$$\omega_{je} ¼ F \delta_{je}; b_0; b_1; b_2 \quad Þ ¼ b_0 þ b_1 e^{b_2 \delta_{je}}; \tag{3}$$

où b_0 ré fl affecte l'asymptote supérieure, tandis que b_1 et b_2 sont des indicateurs de la vitesse d'apprentissage (Kutner et al., 2005). Aux fins de cette étude, nous avons fixé l'asymptote à 0,5 et nous avons également défini b_2 ¼? λ_{je} (nous faisons cette re-paramétrisation pour mettre en évidence que la courbe d'apprentissage a la forme d'une fonction de décroissance exponentielle avec λ étant un taux de décroissance). Enfin, paramètre

b_1 est réglé sur b_1 ¼? 0: 5 pour garantir que la courbe d'apprentissage passe par l'origine, c'est-à-dire à

δ ¼ 0 la probabilité est ω_{je} ¼ 0. On peut donc réécrire:

$$\omega_{je} ¼ F \delta_{je}; \lambda_{je} \quad Þ ¼ 0: 5 \, 0: 5 \, e^{\lambda_{je} \delta_{je}}; \tag{4}$$

Le pro au niveau individuel fi t de cibler le client je sur la base de l'équation (2) peut être exprimée comme suit:

$$\pi_{je} ¼ p_{je} 0: 5 0: 5 e_{\lambda_{je} \delta_{je}} \quad V_{Pi} \quad \delta_{je} þ 1 p_{je} \text{ ré} \quad Þ 2 \varphi_{je} \delta_{je} \quad c: \tag{5}$$

Le modèle de l'équation (5) di ff du modèle de l'équation (2) de plusieurs manières: (a) taux de remboursement ω_{je} et φ_{je} sont hétérogènes; b) incitations δ_{je} sont également spéci fi c; (c) le taux de rachat des candidats au baratinage, ω_{je}, dépend de la valeur de l'incitation δ_{je} pour le client je via le lien de la courbe d'apprentissage; (d) le coût de la communication avec un client (envoi d'un incitatif) a été inclus dans le modèle c; et (e) la valeur client $V_{P_{je}}$ est de fi comme prévu pro fi t pour le client je pendant la période de prédiction si le client accepte l'o ff er et suppose qu'il est égal au client je " s pro moyen fi t par transaction pendant la période d'étalonnage ($V_{C_{je}}$). À cet égard, dans un contexte multi-catégorie dans lequel chaque catégorie de produit a di ff erent pro fi t marges, le pro attendu fi t ($V_{P_{je}}$) pour une donnée le client est une moyenne de pro fi ts pour chaque transaction, avec pro fi t par transaction de fi défini comme:

$$P ¼ X_{k¼1}^{K} R_k m_k; \tag{6}$$

où R_k est le revenu généré par le client lors de l'achat d'une catégorie de produits k et m_k est la marge moyenne des produits dans la catégorie de produits k.

En particulier, bien que les équations (1) et (2) se réfèrent à la valeur à vie du client (CLV), $V_{P_{je}}$ dans notre modèle proposé (équation (5)) représente la moyenne pro fi t d'un client par transaction uniquement pour une seule période (c'est-à-dire fi l'horizon de temps défini), car nous supposons que les clients qui acceptent l'o ff er restent actifs pour une seule transaction.

Comme indiqué ci-dessus, nous adoptons une incitation à la rétention des prix (Verhoef, 2003) dans le sous forme de bon d'argent comptant pouvant avoir différentes valeurs monétaires ff). Le choix de $ o ff plus de% o ff les incitations tarifaires sont déterminées par plusieurs facteurs. Premièrement, il s'agit du principal type de promotion utilisé par la société focale dans la présente étude. Deuxièmement, des études récentes n'ont trouvé aucun signi fi cant di ff différence entre $ o ff et% o ff pour les articles de faible valeur (González, Esteva, Roggeveen et Grewal, 2016) qui sont vendus par la société focale. Les études précédentes montrent que l'attractivité des bons d'achat en espèces dépend de divers facteurs tels que la valeur nominale, le type de bon d'achat ou son véhicule de livraison (par exemple, encart autoportant ou publipostage), et s'il s'agit d'une marque spécifique fi c ou général (Bawa et al., 1997). Aux fins de cette étude, nous supposons que tous les bons sont envoyés par voie électronique (c'est-à-dire par e-mail) et que les bons en espèces peuvent potentiellement être échangés sur toutes les marques et / ou catégories de produits. Nous soutenons que la valeur nominale des bons pour les clients n'est pas de nature absolue mais est plutôt relative à un client donné " s les habitudes de dépenses. Plus les dépenses moyennes sont élevées, plus la valeur monétaire des incitations devrait être élevée pour déclencher une action. Cette correction vient au moyen de la probabilité ω d'accepter des incitations.

Speci fi cation de la fonction de lien de probabilité

Nous spécifions maintenant la fonction $\omega_{je} ¼ F \delta_{je}; \lambda_{je}$ ré Þ et son paramètre λ_{je}, qui devrait être fixé à les niveaux qui décrivent le processus de rachat des clients individuels aussi fidèlement que

possible. Nous savons que lorsque la valeur minimale d'une incitation est nulle (δ_{je} ¼ $ 0), la probabilité qu'un client l'accepte est également nulle (ω_{je} ¼ 0). Cependant, lorsque la valeur d'une incitation dépasse la moyenne dépenses montant, la probabilité d'accepter l'o ff er approche 0,5 (à des fins d'opérationnalisation, nous utilisons 99% de 0,5, soit 0,495). Comme discuté ci-dessus, le choix de 0,5 pour la fonction " s l'asymptote est basée sur des hypothèses formulées par des études antérieures (Neslin et al., 2006) et d'une position conservatrice qui considère les cas dans lesquels un éventuel churner peut ne pas accepter l'o ff même lorsqu'ils reçoivent une remise de 100% (ils peuvent être trop mécontents pour revenir ou fi nd it di ffi culte à croire).

Nous démontrons l'e ff ect de paramètre λ_{je} dans Figure 1 . Comme nous le montrons, pendant un client hypothétique avec une dépense moyenne par transaction de M_{Ci} ¼ $ 100, la meilleure fonction qui décrit le processus de rachat a une valeur de λ_{je} ¼ 0: 0465. Si λ_{je} est trop élevé (λ_{je} ¼ 1), la probabilité de rachat ω_{je} approche 0,5 trop tôt à des valeurs d'incitation très faibles; si λ_{je} est trop bas (λ_{je} ¼ 0:02), la probabilité de rachat ω_{je} approche l'asymptote 0,5 à des valeurs d'incitation beaucoup plus élevées que les dépenses moyennes. Un tel étalonnage de λ_{je} est effectuée pour chaque client séparément.

Pour comprendre le e ff ect de l'o ff incitation accrue sur le pro fi t qui est extrait d'un client individuel, nous calculons π_{je} basé sur l'équation (5) pour une grille de valeurs discrètes de δ_{je} 2 0; M_{Ci} . La valeur optimale de l'incitation δ_{je} est quand pro fi t π_{je} est maximisé. Il est important de préciser que ce maximum π_{je} varie selon les clients avec les mêmes dépenses moyennes M_{Ci} mais avec di ff probabilités de désabonnement.

Figure 2 illustre la dépendance de pro fi t π_{je} sur la valeur du bon δ_{je} pour quatre clients hypothétiques ayant les mêmes dépenses moyennes (M_{Ci} = $ 100) mais avec di ff tendances propices à la désabonnement p_{je} . Ici, à des fins de simulation, nous supposons que le pro moyen fi t par transaction (c.-à-d. V_{c} $_{je}$ ¼ V_{P} $_{je}$) du client je est égal à 30 $. Sans perte de

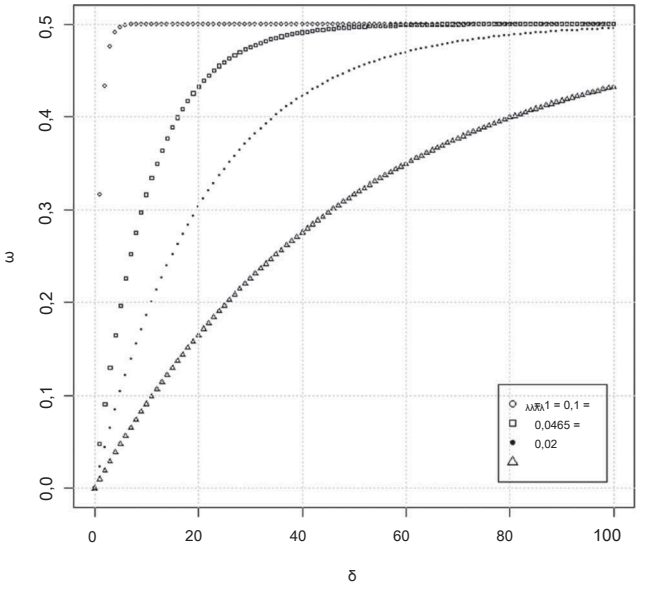


Figure 1. E ff ect de paramètre λ sur la forme du modèle de rachat.

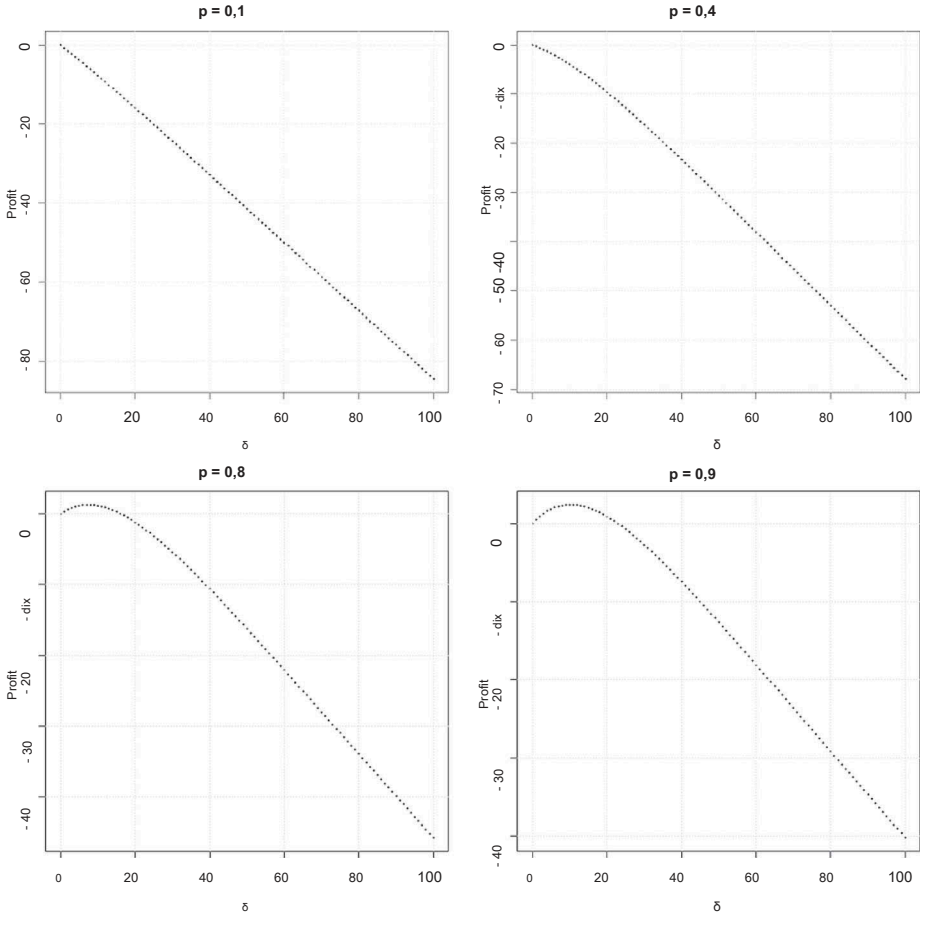


Figure 2. Impact de la valeur incitative sur les pro fi t pour di ff niveaux de probabilité de désabonnement.

généralité, nous supposons que le coût de la communication avec les clients (généralement via un canal numérique) est négligeable (c ¼ 0). Selon Figure 2 , cibler les clients dont la probabilité de désabonnement est égale à 0,1 ou 0,4 n'est pas pro fi table pour toutes les valeurs incitatives. Bien que cela puisse sembler contre-intuitif, nous tenons à réitérer que l'envoi d'un bon d'achat aux clients qui n'ont pas l'intention de faire défaut est un gaspillage de ressources - un résultat que notre modèle reconnaît avec succès. Le point de basculement du négatif au positif fi t apparaît à une probabilité de désabonnement de 0,58, et lorsqu'il augmente à 0,8, le ciblage de ces clients peut produire un maximum de pro fi t de 1,3 $ pour la valeur optimale du bon d'achat égale à 8 $. Lorsque la probabilité d'être un churner dépasse 0,8, cibler le client avec une incitation devient beaucoup plus pro fi table. En conséquence, lorsqu'un client " s la probabilité de désabonnement est égale à 0,9, la valeur optimale de l'incitatif est de 11 $ et le maximum pro fi t atteint 2,45 $.

Comme Figure 2 suggère, le pro fi t π_{je} associé au ciblage d'un individu peut être positif ou négatif. Une valeur positive signifie que le béné fi t de conserver un éventuel churner pour un seul achat de plus pendant la période de prédiction est supérieur à la perte (valeur monétaire du bon). Une fois le maximum π_{je} les valeurs sont

calculé pour tous les clients, les clients sont alignés en fonction de leur pro de ciblage attendu fi t. Ainsi, le cumulatif pro fi t pour chaque centile de haut en bas de la base de clients triée peut être calculé à l'aide de l'équation (7), et le maximum pro fi t d'une campagne de rétention avec une taille cible optimale peut être déterminée.

$$¼ X \quad \pi_{je:} \qquad (7)$$

$$je 2 cible$$

Analyse empirique et résultats

Les données

L'étude utilise les enregistrements transactionnels d'un détaillant australien de biens de consommation rapide (FMCG) en ligne. Au total, 81 385 clients ont été observés d'août 2011 à septembre 2012. Au cours de cette période, le client moyen les dépenses par transaction étaient égales à 199 $ avec un écart-type égal à 96. De même, au cours de cette période, un client moyen a effectué environ 7,3 transactions avec un écart type de 7,4. Alors que l'acheteur le plus fort a effectué 90 achats au cours de la période, l'acheteur le plus léger n'a effectué qu'une seule transaction au cours de la même période. Nous connaissions la composition du panier et les dépenses par catégorie pour chaque commande. Connaissant les marges moyennes par catégorie, nous avons pu calculer le pro fi t de chaque commande pour tous les clients.

Tous les clients doivent être enregistrés auprès du détaillant " s site Web pour pouvoir passer des commandes. Les étapes générales impliquées dans chaque session d'achat inclure la connexion à la boutique en ligne " s le site Web, en choisissant et en ajoutant les articles au panier, et en payant le montant dû par voie électronique. Sur fi nalisant le paiement, un enregistrement de transaction est généré dans fi rm " s base de données, qui contient les détails de la transaction, y compris la catégorie des produits, la valeur monétaire de la transaction et la date de la transaction. Cet enregistrement de transaction peut ensuite être lié au client " s pro fi le en utilisant un identi unique fi euh.

À des fins de création de modèle, la fenêtre temporelle des données est divisée en deux périodes égales, " étalonnage " et " prédiction ', respectivement:

- Période d'étalonnage: du 04-08-2011 au 02-03-2012 (212 jours)
- Période de prédiction: du 03-03-2012 au 30-09-2012 (212 jours)

Un client est considéré comme inclus dans l'étude uniquement s'il a fi premier achat pendant la fi 12 premières semaines de la période d'étalonnage.

Construire le classi fi modèle de cation

La probabilité de désabonnement d'un individu ($p_{je)}$ est crucial pour établir le pro fi métrique de capacité π_{je} (Équation (5)); par conséquent, la technique la plus précise pour estimer cette probabilité devrait être employée. Ainsi, le boosting adaptatif classi fi modèle de cation comme algorithme d'exploration de données à la pointe de la technologie (Coussement & De Bock, 2013) a été utilisé pour calculer

scores de désabonnement personnalisés pour les clients, en raison de sa fiabilité éprouvée dans diverses circonstances (Tamaddoni, Stakhovych, & Ewing, 2016). Les lecteurs passionnés peuvent se référer à Ledolter (2013) pour plus de détails sur l'algorithme de boost adaptatif. Pour construire le classi fi modèle cationique utilisant la technique de boosting, les données de la période d'étalonnage sont utilisées pour construire les variables prédictives. À cet égard, les variables de récence et de fréquence, comme fi par Fader et Hardie (2008), ont été extraits sur la base " étalonnage " et " prédiction " périodes expliquées ci-dessus. Les chercheurs ont également établi que la récence et la fréquence des transactions effectuées par un client peuvent être une mesure fiable de sa probabilité de défection à l'avenir (Reinartz & Kumar, 2000 ; Wu & Chen, 2000). À cet égard, les trois variables suivantes ont été incluses comme prédicteurs: (1) X_{je} - le nombre de transactions observées pendant la période d'étalonnage pour un client particulier, (2) T_{je} - la période ou le temps d'observation entre le fi premier achat et fin de la période d'étalonnage pour le client je, et (3) t_{xi} - le temps entre le client " s fi premier et dernier achats au cours de la période d'observation 0

ré t_{xi} T_{je}Þ. Ces variables sont représentées pour un exemple de client dans figure 3 .

Le choix de ces variables (de base) de récence et de fréquence peut également aider les universitaires et les praticiens à reproduire cette approche sur toutes les données transactionnelles. Aussi, pour assurer la robustesse de nos résultats et contrôler plus de fi tting (Provost & Fawcett, 2013), une " 5 2 validation croisée " approche (Alpaydin, 1999 ; Burez et Van den Poel, 2009 ; Dietterich, 1998) a été adopté lors de la construction du barat fi euh. La procédure, comme son nom l'indique, consiste à fi cinq itérations de validations croisées doubles (5 × 2) dans lesquelles l'ensemble de données est divisé en deux ensembles égaux (50% / 50%) à chaque itération. Comme le fi première étape, le classi fi er est formé sur une moitié (ensemble d'entraînement) et ses performances sont évaluées à l'aide de l'autre moitié (ensemble de tests). Ensuite, dans la deuxième étape, les ensembles de formation et de test sont échangés et un deuxième classi fi er est à nouveau formé et testé. La même procédure est suivie dans tous les fi cinq itérations et résultats dans dix classi fi ers. Il convient de noter que le choix du " Validation croisée 5 × 2 " sur la validation croisée k-fold la plus populaire (Dietterich, 1998) a été fait pour éviter le chevauchement des ensembles d'apprentissage qui apparaissent dans la technique de validation croisée k-fold. En outre, Dietterich (1998) et Burez et Van den Poel (2009) suggèrent que l'approche de validation croisée k multiplie les erreurs de type I lors de la comparaison des algorithmes t- tests.

Précision du classi fi euh

De manière générale, la gestion du taux de désabonnement des clients consiste à orienter les ressources de rétention vers les professionnels fi les clients susceptibles de faire défaut. Comme l'ont avancé Malthouse et Blattberg (2005), l'e ff L'efficacité de cette pratique dépend de la

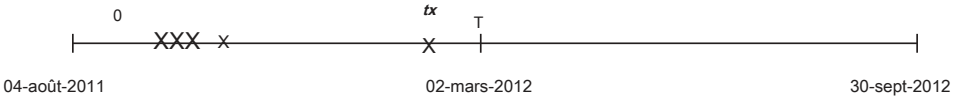


Figure 3. Chronologie de modélisation pour un client.

Tableau 1. Matrice de confusion (boosting classi fi er).

	Statut prévu	
Statut actuel	Non-churner	Churner
Non-churner	45%	12%
Churner	9%	34%

précision du modèle prédictif et sa capacité à limiter le nombre de faux positifs et négatifs. À cet égard, une fois que le modèle prédictif est formé et validé avec le
" Validation croisée 5 × 2 " approche, le modèle résultant est ensuite évalué sur la base d'une matrice de confusion (Tamaddoni Jahromi, Stakhovych, & Ewing, 2014) et une courbe de portance (Provost & Fawcett, 2013 , p. 219).

Une matrice de confusion dans le cas des classi binaires fi cation est un 2 2 matrice qui évalue les performances d'un classi fi er en montrant dans quelle mesure une classe donnée a été confondue avec une autre, par le classi fi euh. Comme la matrice de confusion Tableau 1 suggère, la précision globale du modèle est de 79%, ce qui implique que le modèle est d'une précision satisfaisante en termes de distinction des barateaux des non-baratte.

Cependant, comme Coussement (2014) notes, utilisant un misclassi fi taux de cation en tant que mesure d'un modèle " s précision su ff des limitations majeures, en particulier dans le cas d'ensembles de données

Par conséquent, comme deuxième critère d'évaluation, une courbe de réponse cumulative (portance) est utilisée pour examiner la qualité du classi fi er à identifier réel churners. Alors que la matrice de confusion et l'aire sous la courbe (AUC) sont plus préoccupées par la précision d'un clari fi sur l'ensemble des données, la ascenseur mesure d'un churn classi fi er re fl affecte la capacité d'un classi fi er à
" push-up " un churner au-dessus des non-churners (principalement pour une partie de la clientèle). En d'autres termes, la mesure de portance montre le béné fi ts d'un classi fi plus de devinettes aléatoires, ce qui le rend plus populaire dans le marketing direct et la gestion de la relation client (Provost & Fawcett, 2013). Comme illustré dans Figure 4 , la portance du modèle construit est signi fi nettement plus élevé que le modèle aléatoire (c.-à-d. étiqueter aléatoirement le client comme un taux de désabonnement / non-désordre). Ici, l'axe vertical% Gain indique le pourcentage du nombre total de churners dans l'ensemble de données qui peut être atteint lors du ciblage d'un sous-ensemble de clients (axe horizontal

centile), après les avoir alignés en fonction de leurs probabilités individuelles de désabonnement. À ce sujet, Figure 4 et Tableau 2 montrent que lorsque les clients sont triés par ordre décroissant en fonction de leur probabilité de désabonnement extraite du boosting classi fi euh, nous pouvons atteindre 20% des churners réels en ciblant les 10% supérieurs de l'ensemble de données triées. Cependant, si nous attirons au hasard 10% des clients, nous pouvons nous attendre à ce que seulement 10% des véritables barateaux soient atteints.

Paramètres λ_{je} pour la fonction de liaison

Comme discuté ci-dessus, les paramètres λ_{je} sont définis de manière exogène et doivent être estimés avant d'exécuter le modèle. À cet égard, nous déterminons le paramètre λ_{je} pour tous les clients en fonction de leurs dépenses moyennes par transaction pendant la période d'étalonnage (M_{Cj}) et en utilisant le processus d'étalonnage qui est expliqué dans le " Speci fi cation de la fonction de lien de probabilité "
section. Cette approche nous permet de prendre en compte l'hétérogénéité des clients "
comportement et pour spécifier la valeur du paramètre λ_{je}, en conséquence. Figure 5 con fi rms that

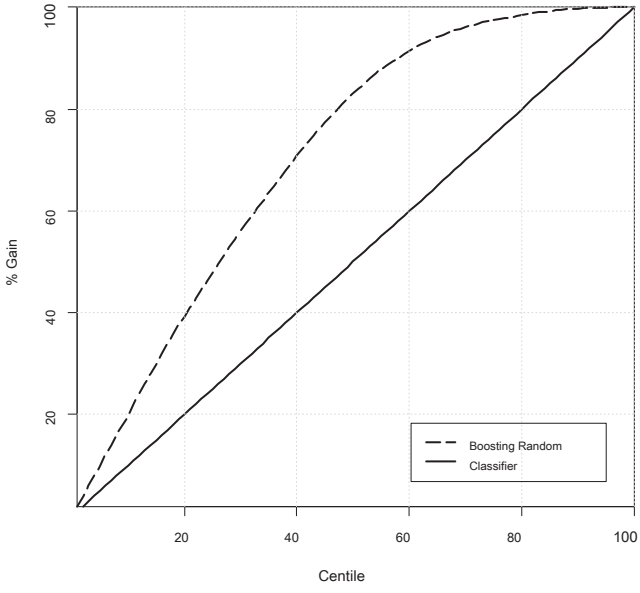


Figure 4. Tableau de levage pour le boosting classi fi euh.

Tableau 2. Soulevez les mesures du modèle de boosting pour les quatre déciles supérieurs.

	% Gain pour centile		
dix	20	30	40
20,0	39,3	56,0	70,7

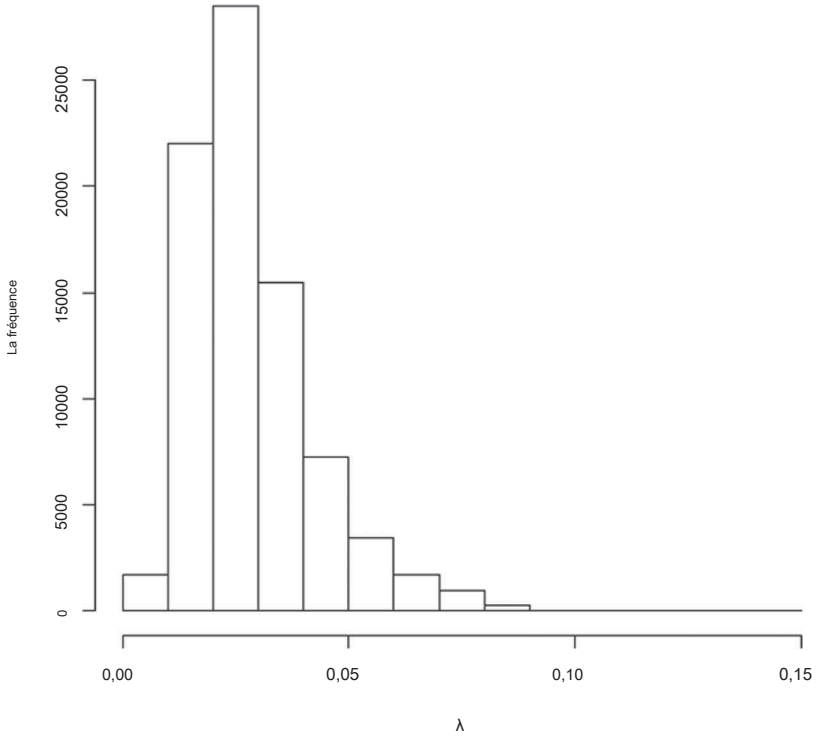
il y a signi fi variabilité du paramètre λ_{je}, ce qui implique une gamme assez diversifiée de comportements de rachat incitatifs.

Pro fi tabilité de la campagne de rétention

Utilisation des scores de désabonnement obtenus à partir des classi fi euh, nous concevons trois campagnes de rétention: une basée sur l'approche proposée et deux repères.

le Modèle proposé classe les clients en fonction de leur pro individuel fi t π_{je}, qui est calculé dans l'équation (5), où les incitations δ_{je} sont autorisés à être spéci fi c et sont optimisés pour atteindre un maximum de pro fi t pour le client je. La valeur de l'incitatif δ_{je} détermine les taux de remboursement des churners (ω_{je}), comme dans l'équation (4), à travers la courbe d'apprentissage de liaison. Les taux de remboursement des non-churners (φ_{je}) sont définis sur une valeur élevée et sont supposés être les mêmes pour tous les clients ($\varphi_i = 0.9$), ce qui garantit que les clients qui ne prévoyaient pas de défaut mais qui sont o ff une incitation aura une forte probabilité de l'accepter.

Benchmark 1 est basé sur Lemmens et Gupta (2013), avec un pro au niveau individuel fi t calculé comme dans l'équation (2), où la probabilité de désabonnement au niveau individuel des clients ainsi que leur hétérogénéité en termes de " valeur " est pris en compte. Pour permettre des comparaisons entre toutes les approches, nous supposons que tous les clients reçoivent le même fi incitatif xé δ = $ 4 (qui est égal à l'incitatif moyen de la proposition de



Graphique 5. Distribution du paramètre λ_{je} à travers la clientèle.

modèle), et les taux de remboursement des churners (ω) et non-churners (φ) sont supposés être égaux à 0,0432 et 0,9, respectivement (ce qui est également conforme au modèle proposé). Les clients sont ensuite classés en fonction de chaque pro fi t π_{je}, et plus pro fi les clients de table sont ciblés fi d'abord.

Repère 2 utilise le même modèle que ci-dessus; cependant, au lieu d'aligner les clients en fonction de leur pro individuel fi t (comme dans le cas-test 1), les clients sont classés en fonction de leur probabilité de désabonnement p_{je}, et ceux qui ont une plus grande probabilité de désabonnement sont ciblés fi d'abord. Pro fi Dans ce scénario, t est calculé sur la base de l'équation (2) et les paramètres sont définis comme dans le repère 1 (δ = $ 4, ω = 0,0432 et φ = 0,9).

Notamment, les entrées doivent être comparables, de sorte que les trois modèles peuvent être comparés les uns aux autres. Ainsi, (i) parce que la valeur moyenne des incitations δ pour le modèle proposé est de 4 $, et le taux de rachat moyen ω est 0,0432, les mêmes valeurs sont utilisées comme entrées pour les repères 1 et 2; (ii) dans les repères 1 et 2, nous utilisons $V_{P_{je}}$ (client pro fi t dans un fi période de temps définie) au lieu d'utiliser CLV_{je} (client pro fi t dans un dans fi période définie) dans l'équation (2).

Le cumulatif pro prévu fi fondés sur le modèle proposé et les deux repères sont présentés dans Figure 6 . Tout d'abord, le modèle proposé surpasse les autres approches en termes de pro maximum généré fi t. Sur cette base, o ff offrir aux clients des incitations personnalisées s'est avéré très bénéfique fi cial, obtenant 45 112 $ de bénéfices attendus fi t. Ce pro fi t est atteint en ciblant 41% des clients. Envoi de clients fi incitations fixes qui sont également basées sur leur

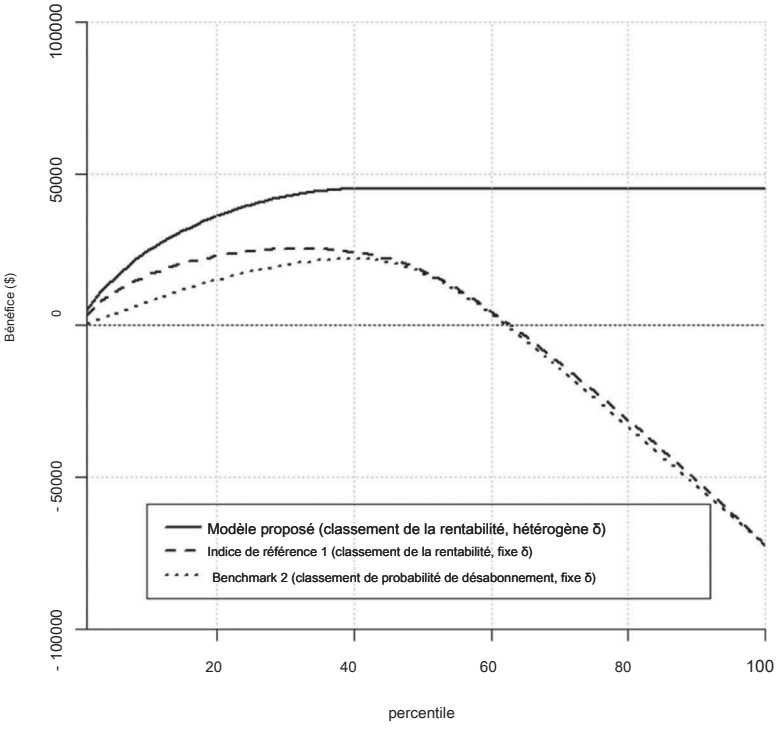


Figure 6. Pro prévu fi t de la campagne de fidélisation du modèle proposé et de deux repères.

pro fi tabilité (Benchmark 1) génère des signi fi cantly inférieur pro fi t de 25 396 $, qui est atteint en ciblant 32% des clients. Enfin, le plus bas pro fi t de 22 192 $ est réalisé en ciblant les 39% des clients les plus performants en fonction de leur probabilité de désabonnement (Benchmark 2).

Une autre observation importante est la forme du cumulatif pro fi t graphiques. Comme Figure 6 suggère, les graphiques produits par les repères 1 et 2 suivent une forme de cloche, indiquant que la campagne " s cumulatif pro fi t augmente à une spéci fi point c. Après ce point, les clients produisent un pro négatif fi t, donc le graphique montre une tendance à la baisse. Néanmoins, pour le modèle proposé, la valeur des incitations est fixée à un niveau qui maximise les avantages individuels fi t; de plus, le bas du pro fi La plage t est plafonnée à zéro, ce qui l'empêche de devenir négative. Ainsi, après avoir atteint le niveau maximum de cumul cumulatif fi t au niveau agrégé, l'augmentation de la taille du groupe cible ne change pas le pro fi t de la campagne positivement ou négativement parce que le pro au niveau individuel fi t d'un client pour toutes les valeurs incitatives (après avoir dépassé le point maximum) serait négatif, sauf pour δ_{je} ¼ $ 0, où π_{je} ¼ $ 0. Par conséquent, pour ces clients, le maximum généré pro fi t serait égal à 0 $, car il s'agit principalement de clients avec une faible probabilité d'être un churner; ainsi, nous pouvons expliquer pourquoi le niveau agrégé pro fi t ne change pas après une spéci fi point c.

Figure 6 fournit le attendu pro théorique fi t niveaux lorsque certains clients sont ciblés dans la campagne de rétention. Valider la supériorité de notre modèle proposé

par rapport à d'autres approches de référence, nous calculons également la réel réalisé pro fi t. Comme nous observons le statut réel des clients, le pro réel fi t de chaque client peut être calculé sur la base de l'équation (8) pour le modèle proposé et de l'équation (9) pour les repères 1 et 2:

$$\pi_{je}^{\text{réel Proposé}} = \delta_{je} \begin{cases} \text{si } y_{je} = 1 \\ \text{si } y_{je} = 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$\pi_{je}^{\text{réel ré repères 1 et 2}} = \delta_{je} \begin{cases} \text{si } y_{je} = 1 \\ \text{si } y_{je} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

où $y_{je} = 1$ implique que le client je est un véritable churner (le client reste inactif au cours de la prochaine période, sauf s'il est incité) et $y_{je} = 0$ implique que le client je est un vrai non-churner (le client reste actif dans la prochaine période de temps, indépendamment de l'incitation).

Ainsi, pour le modèle proposé, le pro réel fi t de la campagne équivaudrait à 48 498 $ lorsque 41% des clients sont ciblés. De même, pour les benchmarks 1 et 2, le pro réel fi t est de 25 356 $ et 23 681 $ en ciblant respectivement 32% et 39% de la clientèle. Par conséquent, le modèle proposé démontre sa supériorité par rapport aux avantages réels fi t. Le di ff les différences entre les avantages prévus et réels fi ts peut être expliqué par la capacité de prédiction non parfaite des classi fi technique de cation (79% de précision globale).

Notamment, dans le calcul de ce qui précède fi nous adoptons une position conservatrice en fi ning future pro fi t (V_{Pje}) en supposant que retenu les clients resteront actifs pour un seul transaction. Sur la base de cette hypothèse, π_{je} nous donne le minimum pro fi t ce client fidèle je peut générer pour l'entreprise. Si le client reste actif pour plusieurs transactions, le pro généré fi t π_{je} deviendrait encore plus élevé.

Discussion et conclusions

Résumé de fi ndings

Un vaste corpus de recherches décrit l'applicabilité des modèles prédictifs et en particulier des modèles d'exploration de données pour prédire le taux de désabonnement des clients. Cependant, seules quelques études se sont étendues au-delà de la prédiction à des fins de prédiction et ont fi avantage financier fi des campagnes de gestion du taux de désabonnement qui reposent sur de tels modèles (Lemmens & Gupta, 2013 ; Neslin et al., 2006 ; Verbeke et al., 2012). La présente étude contribue à la littérature en proposant un modi fi cation aux Lemmens et Gupta (2013) pro fi cadre de capacité qui augmente le maximum de pro fi t d'une campagne de fidélisation. À cet égard, il est supposé que la probabilité d'accepter une incitation à la rétention dépend de la valeur de l'incitation et que cette dépendance a été incorporée dans le modèle en utilisant une forme spéciale de lien exponentiel, appelée la courbe d'apprentissage. À la suite de ce modi fi cation, le modèle nous permet de maximiser non seulement fi t de la campagne au niveau agrégé en optimisant la taille cible mais aussi le niveau individuel pro fi t en optimisant la valeur incitative qui est o ff à un client donné.

Les résultats de notre analyse portant sur 81 385 clients d'un détaillant en ligne de produits de grande consommation montrent que - parce que cette dernière capacité a été ajoutée au pro fi modèle t - le maximum

pro fi t qui est sécurisé d'une campagne de fidélisation utilisant le modèle proposé dans la présente étude est en effet supérieur au pro maximum fi t obtenu à partir de campagnes utilisant des cadres de référence.

le fi Les résultats suggèrent que le modi fi proposition proposée par la présente étude peut augmenter le total fi t de la campagne de fidélisation de 91% par rapport au pro fi t obtenu du dernier modèle proposé par Lemmens et Gupta (2013). L'augmentation pourrait atteindre 104% pour le modèle proposé par rapport à l'approche traditionnelle qui cible les clients en fonction de leur probabilité de désabonnement. En outre, lorsque le classement et le ciblage des clients sont basés sur un niveau professionnel fi t extrait de Lemmens et Gupta (2013) ou leur score de désabonnement (repères 1 et 2), le total réel pro fi t de la campagne de rétention peut potentiellement risquer de devenir négative si elle n'est pas correctement exécutée (dans des cas extrêmes aussi bas que - 90 000 $). Cependant, dans le cas du modèle proposé, le modèle amélioré nous permet d'optimiser la valeur des incitations, ce qui signifie que pour les clients dont fi t est toujours négatif, le modèle demandera aux managers de ne pas envoyer de chèques, ce qui conduit leur pro au niveau individuel fi ts générés par la campagne de rétention à zéro (en évitant les avantages négatifs fi t généré dans les repères 1 et 2).

Implications managériales

Aujourd'hui " s marché concurrentiel, la fidélisation de la clientèle est devenue une préoccupation fi rms (Colgate et Danaher, 2000). En réponse, les entreprises agiles ont profité des données disponibles sur les clients " comportement et ont commencé à l'utiliser dans plus ciblé approches de rétention (Burez & Van den Poel, 2007). Le motif sous-jacent d'un tel investissement est qu'en identifiant les clients susceptibles de faire défaut et en leur offrant des incitations intéressantes, le taux de désabonnement peut être évité avant qu'il ne soit trop tard.

Malheureusement, les pratiques actuelles ne sont pas toujours optimales. Les résultats de notre analyse nous permettent de formuler plusieurs recommandations managériales importantes.

Premièrement, l'approche conventionnelle consistant à hiérarchiser et à cibler les clients les plus susceptibles de partir est très fl impressionné. Le principal problème est que tous les clients qui prévoient de faire défaut doivent être retenus. Notre analyse a montré que 26,3% d'identi fi Les churners ne valent en fait pas la peine d'être conservés. Au lieu de cela, les gestionnaires devraient se concentrer sur chaque pro fi capacité à fidéliser les clients et à ne cibler que les clients ayant une valeur positive pour l'entreprise.

Deuxièmement, après avoir réalisé que chaque pro fi devrait être utilisée au lieu de la probabilité de désabonnement pour fidéliser les clients, les gestionnaires doivent comprendre que les clients sont di ff et sont caractérisés par di ff schémas de dépenses et di ff perceptions actuelles de la valeur des incitations o ff ered. Par conséquent, au lieu d'envoyer aveuglément la même incitation à tous les clients ciblés, il est important de reconnaître la diversité et d'adapter les incitations aux caractéristiques des clients individuels. Nous avons montré que o ff spécification individualisée fi c les bons d'achat peuvent considérablement améliorer les performances des campagnes de rétention.

Troisièmement, les gestionnaires devraient reconnaître que la probabilité d'accepter des incitations n'est pas la même pour tous les clients. Par exemple, l'envoi d'un bon de 10 $ à une personne qui dépense en moyenne 20 $ constitue une énorme réduction de 50% et est susceptible d'être utilisé. Cependant, le même bon de 10 $ pour un client qui dépense en moyenne 200 $

ne constitue qu'une remise de 5% et a beaucoup moins de chances de déclencher une réponse. Nous avons formellement intégré cette dépendance dans le modèle en liant la valeur incitative monétaire à la probabilité de la racheter en utilisant des schémas de dépenses moyens.

Quatrièmement, nous avons adopté une position conservatrice dans le développement de notre modèle en supposant que les clients de retour n'effectueront qu'une seule transaction de plus. Bien que certains clients puissent en effet revenir pour un seul achat supplémentaire, les gestionnaires peuvent s'attendre à ce que certains clients reprennent des relations à long terme avec l'entreprise et livrent de l'argent comptant à l'avenir fl ows aussi. De plus, en l'absence de données sur le remboursement des promotions et à la suite de l'hypothèse formulée par des études antérieures similaires, nous supposons également que les clients " la probabilité de racheter les bons à son plus haut niveau n'est que de 50% (même lorsqu'ils bénéficient d'une remise de 100%), il va sans dire que si le fi gure se révèle être plus élevé, le pro fi t qui est sécurisé par la campagne augmente en conséquence.

Enfin, bien que notre modèle o ff spécifications individuelles fi c mais fi des coupons fixes qui ont été arrondis au dollar entier le plus proche, il ne s'agit pas d'une hypothèse obligatoire et les incitations peuvent être de nature continue comme, par exemple, les remises en pourcentage.

Limites et orientations pour de nouvelles recherches

L'une des limites de cette étude est l'absence de données promotionnelles et de réponses promotionnelles des clients. Bien que les données transactionnelles soient disponibles pour l'estimation du modèle, nous avons été contraints de faire des hypothèses concernant le comportement promotionnel. Néanmoins, nous avons démontré l'applicabilité et la viabilité du modèle en déterminant le paramètre hétérogène λ_{je} exogène, et les résultats démontrent clairement la possibilité d'appliquer ces méthodes en utilisant " réel " données promotionnelles.

Sur la base du contexte de notre étude, notre modèle proposé suppose également que ceux qui acceptent l'o ff er restera pour un achat de plus. En fait, les incitations à la rétention ont été conçues de telle sorte qu'elles ne sont remboursables que par ceux qui restent (liés au favoritisme), ce qui signifie que le modèle ne tient pas compte des cas où un éventuel churner prend l'incitation et continue de présenter des défauts. Une direction pour les recherches futures consisterait à intégrer ce coût supplémentaire (sous un ff scénario différent) dans le modèle.

Enfin, le speci fi cs de l'entreprise et les données impliquaient que la meilleure incitation serait un bon d'achat en espèces. Cependant, nous reconnaissons que dans certaines industries, ces incitations peuvent être de nature non monétaire, comme l'amélioration des services.

Remarque

1. c'est-à-dire une transaction avec son pro fi t égal au client " s pro moyen fi t par transaction pendant la période d'étalonnage

Déclaration de divulgation

Pas de con potentiel fl un litige d'intérêt a été signalé par les auteurs.

Notes sur les contributeurs

Ali Tamaddoni est maître de conférences (professeur adjoint) au Département des systèmes d'information et de l'analyse commerciale de l'Université Deakin. Ses domaines de recherche incluent la gestion des désabonnements, l'analyse des clients et l'analyse des mégadonnées. Ali " s travaux ont été publiés dans Journal of Service Research et Gestion du marketing industriel.

Stanislav Stakhovych est maître de conférences (professeur adjoint) au département de marketing de la Monash Business School. Ses intérêts de recherche concernent le commerce de détail, l'analyse de la clientèle, la modélisation spatiale et les méthodes bayésiennes. Son travail a été publié dans Papers in Regional Science, Multivariate Behavioral Research, Journal of Service Research, et Gestion du marketing industriel.

Michael Ewing est Alfred Deakin Professor, Executive Dean & Vice President, Faculty of Business & Law, Deakin University, Australia et Extraordinary Professor of Marketing, Faculty of Economic and Management Sciences, University of Pretoria, South Africa. Ses intérêts de recherche incluent les communications marketing, la stratégie marketing et le marketing de services / CRM. Mike a publié plus de 120 articles de journaux, y compris dans le Journal de l'Académie des sciences du marketing, Recherche sur les systèmes d'information, les Journal international de recherche en marketing, et Sciences sociales et médecine.

Références

Alpaydin, E. (1999). Test combiné 5 × 2 cv F pour comparer les classes supervisées fi apprentissage des cations algorithmes. Calcul neuronal, 11 (8), 1885 - 1892. doi: 10.1162 / 089976699300016007

Ballings, M. et Van den Poel, D. (2012). Historique des événements client pour la prédiction de désabonnement: combien de temps est assez long? Systèmes experts avec applications, 39 (18), 13517 - 13522. doi: 10.1016 / j. eswa.2012.07.006

Bawa, K. et Shoemaker, RW (1987). Le e ff effets d'un coupon de publipostage sur le comportement de choix de la marque. Journal of Marketing Research, 24 (4), 370 - 376. doi: 10.2307 / 3151384

Bawa, K., Srinivasan, SS et Srivastava, RK (1997). Attractivité et prédisposition des coupons: un cadre pour modéliser le remboursement des coupons. Journal of Marketing Research, 34 (4), 517 - 525. doi: 10.2307 / 3151968

Bogomolova, S., et Grudinina, O. (2011). Sous les marketeurs " radar: déclencheurs généralement ignorés pour changements de répertoire de marque. Journal of Marketing Management, 27 (13 - 14), 1378 - 1403. est ce que je: 10.1080 / 0267257X.2011.625037

Buckinx, W. et Van Den Poel, D. (2005). Analyse de la base de clients: Défection partielle de clients fidèles au comportement dans un environnement de vente au détail FMCG non contractuel. Journal européen de recherche opérationnelle, 164 (1), 252 - 268. doi: 10.1016 / j.ejor.2003.12.010

Burez, J. et Van Den Poel, D. (2007). CRM dans une entreprise de télévision à péage: utilisation de modèles analytiques pour réduire l'attrition des clients par un marketing ciblé pour les services d'abonnement. Systèmes experts avec applications, 32 (2), 277. doi: 10.1016 / j.eswa.2005.11.037

Burez, J. et Van Den Poel, D. (2009). Gestion du déséquilibre des classes dans la prédiction de désabonnement des clients. Expert Systèmes avec applications, 36 (3), 4626 - 4636. doi: 10.1016 / j.eswa.2008.05.027

Colgate, MR et Danaher, PJ (2000). Mettre en œuvre une stratégie de relation client: l'impact asymétrique d'une mauvaise exécution par rapport à une excellente exécution. Journal de l'Académie des sciences du marketing, 28 (3), 375 - 387. doi: 10.1177 / 0092070300283006

Coussement, K. (2014). Améliorer la gestion de la fidélisation de la clientèle grâce à une sensibilité aux coûts apprentissage. European Journal of Marketing, 48 (3/4), 477 - 495. doi: 10.1108 / EJM-03-2012-0180

Coussement, K. et De Bock, KW (2013). Prédiction du taux de désabonnement des clients dans l'industrie du jeu en ligne: les avantages fi cial e ff ect de l'apprentissage d'ensemble. Journal of Business Research, 66 (9), 1629 - 1636. doi: 10.1016 / j.jbusres.2012.12.008

Coussement, K. et Van Den Poel, D. (2008). Intégration de la voix des clients via les e-mails du centre d'appels dans un système d'aide à la décision pour la prédiction de désabonnement. Information et gestion, 45 (3), 164 - 174. doi: 10.1016 / j.im.2008.01.005

Danaher, PJ, Smith, MS, Ranasinghe, K. et Danaher, TS (2015). Où, quand et pendant combien de temps: les facteurs fl uence le rachat de coupons de téléphonie mobile. Journal of Marketing Research, 52 (5), 710 - 725. doi: 10.1509 / jmr.13.0341

Dietterich, TG (1998). Tests statistiques approximatifs pour comparer les classes supervisées fi cation algorithmes d'apprentissage. Calcul neuronal, 10 (7), 1895 - 1923. doi: 10.1162 / 089976698300017197

East, R., Hammond, K. et Gendall, P. (2006). Fait et erreur dans le marketing de rétention. Journal of Gestion du marketing, 22 (1/2), 5 - 23. doi: 10.1362 / 026725706776022245

Fader, PS et Hardie, BGS (2008). Création d'un résumé RFM à l'aide d'Excel. http: //www.brucehar die.com/notes/022/

Fader, PS et Hardie, BGS (2009). Modèles de probabilité pour l'analyse de la clientèle. Journal of Marketing interactif, 23 (1), 61 - 69. doi: 10.1016 / j.intmar.2008.11.003

Fruchter, GE et Zhang, ZJ (2004). Promotions ciblées dynamiques: une perspective de fidélisation et d'acquisition de clients. Journal of Service Research, 7 (1), 3 - 19. doi: 10.1177 / 1094670504266130

Ganesh, J., Arnold, MJ et Reynolds, KE (2000). Comprendre la clientèle des prestataires de services: un examen des di ff différences entre les commutateurs et les haubans. Journal of Marketing, 64 (3), 65 - 87. doi: 10.1509 / jmkg.64.3.65.18028

González, EM, Esteva, E., Roggeveen, AL et Grewal, D. (2016). Montant o ff par rapport au pourcentage o ff - Quand est-ce important? Journal of Business Research, 69 (3), 1022 - 1027. doi: 10.1016 / j. jbusres.2015.08.014

Hadden, J., Tiwari, A., Roy, R. et Ruta, D. (2007). Gestion assistée par ordinateur du taux de désabonnement des clients: état de l'art et tendances futures. Ordinateurs et recherche opérationnelle, 34 (10), 2902 - 2917. doi: 10.1016 / j.cor.2005.11.007

Kamakura, W., Mela, C., Ansari, A., Bodapati, A., Fader, P., Iyengar, R.,. . . Wilcox, R. (2005). Modèles de choix et gestion de la relation client. Lettres de marketing, 16 (3), 279 - 291. doi: 10.1007 / s11002-005-5892-2

Kutner, M., Nachtsheim, C., Neter, J., & Li, W. (2005). Modèles statistiques appliqués. New York, NY: Édition internationale McGraw-Hill. Ledolter, J. (2013). Exploration de données et analyse commerciale avec R. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.

Lemmens, A. et Croux, C. (2006). Ensachage et boosting classi fi arbres cationiques pour prédire le taux de désabonnement. Journal de recherche marketing, 43 (2), 276 - 286. doi: 10.1509 / jmkr.43.2.276

Lemmens, A. et Gupta, S. (2013). Gérer le taux de désabonnement pour maximiser le pro fi ts. Document de travail. Récupéré de http://www.hbs.edu/faculty/Publication%20Files/14-020_3553a2f4-8c7b-44e6-9711f75dd56f624e.pdf

Malthouse, EC et Blattberg, RC (2005). Pouvons-nous prédire la valeur à vie du client? Journal of Marketing interactif, 19 (1), 2 - 16. doi: 10.1002 / dir.20027

Migueis, VL, Van Den Poel, D., Camanho, AS, et Falcão e Cunha, J. (2012). Modélisation du taux de désabonnement partiel des clients: sur la valeur de fi séquences d'achat de la première catégorie de produits. Systèmes experts avec applications, 39 (12), 11250 - 11256. doi: 10.1016 / j.eswa.2012.03.073

Neslin, SA, Gupta, S., Kamakura, W., Junxiang, L., & Mason, CH (2006). Détection des défauts: mesure et compréhension de la précision prédictive des modèles de désabonnement des clients. Journal of Marketing Research, 43 (2), 204 - 211. doi: 10.1509 / jmkr.43.2.204

Ngai, E., Xiu, L. et Chau, D. (2009). Application des techniques d'exploration de données dans la gestion de la relation client: revue de la littérature et classi fi cation. Systèmes experts avec applications, 36 (2), 2592 - 2602. doi: 10.1016 / j.eswa.2008.02.021

Provost, F. et Fawcett, T. (2013). Science des données pour les entreprises: ce que vous devez savoir sur les données l'exploitation minière et la pensée analytique des données. Sébastopol, Californie: O " Reilly Media. Reinartz, WJ et Kumar, V. (2000). Sur le pro fi de la longévité des clients dans un cadre non contractuel : une étude empirique et ses implications pour le marketing. Journal of Marketing, 64 (4), 17 - 35. doi: 10.1509 / jmkg.64.4.17.18077

Risselada, H., Verhoef, PC, & Bijmolt, THA (2010). Rester au pouvoir des modèles de prédiction de désabonnement. Journal of Interactive Marketing, 24 (3), 198 - 208. doi: 10.1016 / j.intmar.2010.04.002

Rust, RT et Zahorik, AJ (1993). Satisfaction client, fidélisation client et part de marché. Journal of Retailing, 69 (2), 193. doi: 10.1016 / 0022-4359 (93) 90003-2

Shoemaker, RW, & Tibrewala, V. (1985). Relier les taux de remboursement des coupons aux achats antérieurs de la marque. Journal of Advertising Research, 25 (5), 40 - 47.

Tamaddoni, A., Stakhovych, S., et Ewing, M. (2016). Comparaison des techniques de prédiction de l'attrition et évaluation de leurs performances: une perspective contingente. Journal of Service Research, 19 (2), 123 - 141. doi: 10.1177 / 1094670515616376

Tamaddoni Jahromi, A., Stakhovych, S., et Ewing, M. (2014). Gérer le taux de désabonnement, la rétention et le pro fi tabilité. Gestion du marketing industriel, 43 (7), 1258 - 1268. doi: 10.1016 / j. indmarman.2014.06.016

van Doorn, J., Lemon, KN, Mittal, V., Nass, S., Pick, D., Pirner, P., & Verhoef, PC (2010). Comportement d'engagement client: fondements théoriques et axes de recherche. Journal of Service Research, 13 (3), 253 - 266. doi: 10.1177 / 1094670510375599

Venkatesan, R. et Kumar, V. (2004). Un cadre de valeur client à vie pour la sélection des clients et la stratégie d'allocation des ressources. Journal of Marketing, 68 (4), 106 - 125. doi: 10.1509 / jmkg.68.4.106.42728

Verbeke, W., Dejaeger, K., Martens, D., Hur, J., et Baesens, B. (2012). De nouvelles perspectives sur la prévision du taux de désabonnement dans le secteur des télécommunications: un pro fi t une approche d'exploration de données. Journal européen de recherche opérationnelle, 218 (1), 211 - 229. doi: 10.1016 / j.ejor.2011.09.031

Verhoef, PC (2003). Comprendre le e ff ect de la gestion de la relation client e ff orts sur fidélisation de la clientèle et développement de la part de la clientèle. Journal of Marketing, 67 (4), 30 - 45. doi: 10.1509 / jmkg.67.4.30.18685

Wu, C. et Chen, H.-L. (2000). Compter vos clients: Composer un client " s en magasin décisions, temps d'achat et comportement de rachat. Journal européen de recherche opérationnelle, 127 (1), 109 - 119. doi: 10.1016 / S0377-2217 (99) 00326-4

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