

Comprendre l'impact des stratégies de prix sur le comportement des consommateurs

J. Vanderlynden^{a,b} P. Mathieu^a R. Warlop^b
jarod.vanderlynden@fifty-five.com philippe.mathieu@univ-lille.fr romain@fifty-five.com

^aLaboratoire CRISTAL de Lille,
Université des Sciences et Technologies de Lille, France

^bEntreprise fifty-five,
Paris, France

Résumé

Le marketing est un outil indispensable pour les entreprises qui souhaitent faire connaître un nouveau produit ou fidéliser des consommateurs. Néanmoins, cet outil est influencé par de nombreux facteurs qui rendent sa compréhension complexe et difficilement mesurable dans sa globalité. Nous proposons dans cet article un modèle centré individus qui nous permet de mesurer par exemple les effets des guerres des prix sur la fidélité des consommateurs, l'augmentation des ventes du produit en promotion, la baisse des ventes des concurrents ou les effets sur les consommateurs de la répétition des promotions. Ce modèle multi-agents, à la fois simple et puissant, offre la possibilité de quantifier ces phénomènes et constitue une avancée dans la compréhension et la calibration de nouvelles stratégies marketing.

Mots-clés : Simulation, Comportements, Multi-Agents, Marketing, Dynamique des prix

Abstract

Marketing is a complex tool used by companies to publicize new products or build consumers loyalty. Nevertheless, this tool is influenced by many factors that make its understanding complex and difficult to measure in its entirety. We propose in this article a new agent-based model which allows reproducing the effects of price wars on consumer loyalty, or measure the increase in sales during discounts, the drop in competitors' sales or discount repetition negative effects. This model, both simple and powerful, allows to measure these phenomena and is a step forward in understanding and calibrating new marketing strategies.

Keywords: Simulation, Behaviors, Agent-based, Marketing, Pricing strategy

1 Introduction

Depuis de nombreuses années, les entreprises commerciales mesurent l'importance et les apports d'une campagne promotionnelle, qu'elle soit de type réduction de prix ou de type publicitaire. Leur souhait est évidemment que cette campagne soit la plus efficace possible, et cela, en cernant au mieux les moyens à utiliser et la cible concernée. Malheureusement, ces campagnes ont en général un coût très élevé et peuvent, si elles ne sont pas exécutées correctement, avoir peu d'utilité, voire même avoir une influence négative sur l'image d'une marque ou d'un produit. Comme pour de nombreux phénomènes coûteux et complexes à mettre en œuvre *in vivo* il est préférable d'essayer de mesurer à priori, *in silico* l'impact des campagnes que l'on souhaite réaliser. Par ailleurs, le test *in silico* est depuis quelques années communément admis [15, 1, 16, 9, 13]. Enfin, les effets des campagnes marketing (mix marketing [6]) sont principalement modélisés dans l'industrie par des méthodes statistiques [18, 19] et d'apprentissage automatique [18, 12], bien souvent pour faire de la segmentation clientèle et de l'aide à la décision. Ces approches globalisantes ne permettent ni la mise en place de comportements fins des consommateurs ni la modélisation d'une multitude de différentes campagnes. Par exemple : connaître la différence d'impact entre une promotion de 10% et de 20% ou savoir sur quels consommateurs la différence est forte ou faible. En effets, les approches globalisantes ne permettent de répondre que partiellement à ces questions. Nous soutenons que les systèmes multi-agents (SMA) avec leur approche centrée individus facilitent la conception et la calibration de comportements à un niveau de finesse permettant de mieux comprendre la multitude de facteurs auxquels est confrontée une campagne marketing. Nous montrons par ailleurs qu'une telle approche permet une adaptation plus aisée aux

changements de l'environnement comme l'arrivée ou le changement d'un produit et fournit, de ce fait, des résultats robustes et exploitables.

Dans cet article, nous nous plaçons dans le cadre d'une grande surface de type supermarché avec pour objectif la compréhension des dynamiques de consommateurs à travers leurs réactions, au fil du temps, face aux changements de prix ou de packaging des produits. Pour ce faire, nous proposons une modélisation centrée individus, permettant à travers une simulation de déclencher des campagnes promotionnelle à une date et une durée choisie, et permettant d'en mesurer l'impact sur des populations variées. La grande diversité des comportements clients (inertiels, dépendants du prix ou de la qualité, promophiles, équilibrés...) et des campagnes promotionnelles (baisse du prix, réduction en pourcentage, bons d'achats, lots achetés/offerts...) motive l'utilisation de ce type de modèle.

Dans notre modèle les interactions sont basées sur des critères issus de différentes disciplines comme les sciences sociales pour l'aversion à la perte (Prospect theory) [10], le marketing pour l'inertie influant le choix des marques [3, 7], ou les sciences économiques pour l'évaluation de la qualité [14]. Dans cet article nous proposons un modèle capable de prendre en compte ces différents aspects en nous inspirant par ailleurs de [16, 9, 15] pour la mise en place du choix des produits. Cependant, contrairement à ces articles qui se focalisent sur le comportement des consommateurs, la dynamique des prix est ici le sujet d'étude principal.

Nous montrons dans cet article que notre approche centrée individus, focalisée sur les prix des promotions, permet une meilleure compréhension des comportements que l'on modélise et engendre les faits stylisés connus du domaine comme l'augmentation du volume des ventes et la baisse des ventes concurrentes lors d'une réduction de prix. Ces deux phénomènes sont impératifs à exhiber puisqu'ils sont communs à toute campagne de réduction de prix. Notre approche les met en évidence, mais elle permet de plus d'observer l'impact des réductions de prix sur les phénomènes d'acquisition et de fidélisation selon les profils de consommateurs, ou encore les effets des guerres de prix sur les différents comportements. Finalement, notre modèle multi-agent est auto-adaptatif aux changements de l'environnement, notamment à l'apparition de nouveaux produits, aux changements de prix, ou à la présence d'une nouvelle campagne marketing et ses différents paramètres. Il permet

donc de mesurer efficacement les conséquences de différents scénarios "*what if*" de test d'hypothèses sur la campagne à réaliser. Sans avoir à réécrire les différents comportements il est donc possible de changer les différents paramètres et d'en calculer les conséquences.

Dans la première partie, nous présentons l'état de l'art du domaine à travers des travaux réalisés dans un cadre similaire au nôtre et nous critiquons le manque de lien entre l'évolution des prix et comportement des consommateurs. Dans la seconde partie, nous présentons un modèle multi-agents de test de campagnes de réductions qui s'appuie sur une fonction d'utilité individuelle que possède chaque agent pour évaluer les produits. La troisième partie décrit plusieurs expériences réalisées avec ce modèle ainsi que les résultats qu'il permet d'obtenir, comme la fidélisation ou les volumes de vente. Enfin, la dernière partie aborde les avantages et les extensions potentielles de ce modèle, notamment la prise en compte de l'influence sociale.

2 État de l'art

2.1 Les SMAs en marketing.

L'étude des stratégies marketing par la simulation n'est pas nouvelle. D'autres travaux s'y sont déjà essayés, souvent à l'aide d'approches équationnelles ou statistiques [2]. Peu d'entre eux se sont appuyés sur une approche centrée individus pourtant nécessaires pour assurer de la différenciation comportementale. On peut néanmoins citer [15, 1, 16, 9, 13] qui utilisent tous une approche à base d'agents.

Les auteurs de [9] modélisent le lancement d'un produit dans une population soumis au phénomène de bouche-à-oreille (WOM pour "Word Of Mouth"). Les possibilités d'interactions sont modélisées via un graphe de type "small world" (Watts–Strogatz) et les interactions sont simples, si un agent adopte le nouveau produit, il tente de convaincre ses voisins de faire de même. Le bouche-à-oreille est un phénomène complexe et les modèles qui l'étudient intègrent des graphes afin de représenter des notions de contacts sociaux, contacts que les agents peuvent influencer. Nous supposons que ces modèles de bouche-à-oreille, et plus globalement d'influence sociale, sont un possible développement futur, mais s'intègrent mal avec ce que nous essayons de montrer. En effet, la superposition des effets de dynamiques des prix et de bouche-à-oreille réduirait l'interprétabilité des résultats, de plus nous

nous intéressons avant tout à comprendre l'impact des prix sur les différents comportements. Les auteurs de [15] proposent des lignes directrices afin de modéliser correctement des aspects marketing dans des SMA. Par ailleurs, les auteurs proposent une approche basée sur l'évaluation des produits suivant une fonction d'utilité. Cela permet de modéliser des agents qui, selon leurs caractéristiques personnelles, évalueront différemment les articles. Ainsi, il devient possible de créer et moduler les caractéristiques des agents, de manière à reproduire des comportements classiquement observés en marketing. Les auteurs de [16] présentent un SMA utilisant des paramètres comportementaux servants à réguler la diffusion ou le reçu de stimuli externe à eux même, ces paramètres sont similaires à ce que nous proposons. Ils montrent que leur modèle est capable de reproduire des faits stylisés sur le choix des marques des consommateurs, notamment l'émergence d'un équilibre entre les parts de marchés et un effet de verrouillage des parts de marché d'une marque dominante ou encore une compétition cyclique entre les marques dominantes. Argumentant que leur outil de simulation permet de reproduire une évolution réaliste d'un marché. L'auteur de [13] applique les quatre éléments marketing ([6]), produit, prix, place de distribution et promotion, dans un modèle centré individus comportemental tiré des simulations sociales. Les agents ont des préférences individuelles et des préférences sociales (qui consomment les produits). Les préférences individuelles sont définies par les caractéristiques de chaque agent et les préférences sociales sont déterminées en regardant la consommation des individus connectés socialement dans un graphe.

On notera cependant que les modèles présentés dans [9, 16] n'intègrent pas explicitement la composante prix, et que [15, 1, 13] intègrent bien le prix, mais s'intéressent avant tout à l'influence sociale sans étudier le lien prix - comportement, point central de notre travail.

D'une manière générale, certaines propriétés sont plus faciles à modéliser à l'aide de SMA et de modèles centrés individus qu'avec des modèles équationnels. C'est le cas notamment de l'influence sociale qui nécessite d'explicitement les liens entre les différents individus, par opposition à la notion de publicité qui peut plus facilement être étudiée avec un modèle équationnel. Cela se reflète dans la littérature.

2.2 Qu'est-ce qui fait un comportement ?

La modélisation d'un processus de comportement d'achat s'appuie sur deux aspects fondamentaux : les influences internes (caractéristiques propres à chaque individu qui influence l'envie d'acheter tel ou tel produit) et les influences externes (la publicité, la promotion, le bouche à oreilles). Dans ce travail on se focalise uniquement sur les influences internes et la promotion.

Il semble naturel pour tous les auteurs d'utiliser le prix et la qualité de chaque produit comme influence interne. [10, 3, 17, 8] proposent d'y ajouter deux critères supplémentaires permettant de rendre les modèles plus réalistes : l'aversion à la perte et l'inertie.

- l'aversion à la perte (prospect theory), s'appuie sur l'idée que perdre 1€ a plus d'impact sur un consommateur que de gagner 1€.
- l'inertie ou la loyauté envers les marques s'appuie sur l'idée qu'un consommateur ne prendra pas forcément le "meilleur" produit disponible, car il est aussi influencé par ses habitudes et sa loyauté envers les marques.

[10, 8] suggèrent d'utiliser un produit de référence pour prendre en compte l'aversion à la perte. Celui-ci peut être propre à chacun grâce à l'utilisation de SMA. L'inertie peut être simplement prise en compte par un processus de renforcement (plus j'en ai acheté, plus j'en achète) [3, 17]. Ces différentes notions peuvent être combinées à l'aide d'une fonction d'utilité qui sera utilisée lors de l'évaluation d'un produit ([15]).

2.3 L'impact des promotions

Les promotions ont des effets indiscutables sur les ventes. [5] décrit les effets connus de ces promotions telles que l'augmentation du volume des ventes, l'impact asymétrique de ces promotions sur les autres produits en fonction de leur qualité (la qualité permet de limiter la perte de vente), ou encore l'impact dégressif d'une promotion au fil des répétitions. L'apparition de ces différents effets nous semblent indispensables pour l'évaluation d'un modèle de campagnes promotionnelles. En conclusion, notre modèle utilise une approche centrée individus comme [15, 1, 16, 9, 13], implémente l'aversion à la perte et l'inertie comme [10, 3, 17, 8] et il permet d'exhiber les propriétés classiques d'impact des promotions décrites par [5].

3 Description du modèle

Dans cet article nous nous focalisons sur un modèle de magasin dans lequel il est possible de simuler différentes promotions sur différents packs de produits. Par exemple une promotion en pourcentage de prix ou une promotion de type y offert pour l'achat de x . Le modèle est aussi capable de réagir à des modifications de prix hors du cadre d'une promotion temporaire, ou encore à l'arrivée de nouveaux packs dans le magasin. Dans ce modèle, il n'y a pas de représentation spatiale, les agents sont ici omniscients et connaissent tous les packs et leurs caractéristiques. Nous ne prenons pas en compte le positionnement géographique du magasin et des packs ni l'influence sociale pour se concentrer sur l'influence du prix et des promotions. La notion de pack est à prendre au sens large, un pack est un lot de produit, il dispose donc d'une quantité d'un produit. Pour chaque produit, il existe une quantité unitaire (en gramme, en ml, etc.) pour des raisons de simplicité, nous ne modélisons pas cette quantité unitaire, par contre, nous nous intéressons aux promotions des lots de produits que nous appellerons pack.

Nous présentons dans un premier temps les packs et les agents qui constituent les clients du magasin, dans un second temps l'environnement qui caractérise le magasin et ses packs, dans une troisième partie la dynamique du modèle et finalement, nous présentons le modèle comportemental, en d'autres termes, la manière dont les agents raisonnent pour choisir les packs.

3.1 Les paramètres des packs

Un pack représente un article quelconque dans un supermarché. Cet article peut être vendu en quantité unique, il correspond donc à un article seul, ou en lot. Cette information est représentée par la caractéristique quantité. Soit p le prix, Qte la quantité, Qa la qualité et D un booléen indiquant la promotion. Un pack est représenté par un quadruplet noté $P(p, Qte, Qa, D)$. Chaque pack appartient à une catégorie $C_i \in C = C_1, C_2, \dots$

$$\forall P_j \exists C_i | P_j \in C_i, C_i \in C \quad (1)$$

3.2 Les paramètres des clients/agents

Un agent, noté $a(H_i, \lambda_i, P_{ref_i}, (\beta_p, \beta_q, \beta_i, \beta_l))$, représente une entité (une personne, une famille ou autre) qui vient faire ses courses régulièrement dans le magasin. Son comportement doit

être basé sur ses habitudes. Un agent est caractérisé par des paramètres internes qui le différencient de ses semblables ainsi que d'un historique individuel et de références mentales pour chacune des catégories. Soit :

- $H_{i,a}$ une liste de produits pour chaque catégorie correspondant à l'initialisation de l'historique d'achat de l'agent.
- $P_{i,a,t}$ Le produit acheté par l'agent a dans la catégorie C_i au temps t .
- l_h la longueur des historiques d'achats.
- $\lambda_{i,a}$ le besoin pour chaque catégorie C_i .
- $P_{ref,i} \in C_i$ un pack de référence, toujours unitaire $Qte = 1$, à l'instar de [10]
- $\beta_p, \beta_q, \beta_i, \beta_l$ respectivement la sensibilité au prix, la qualité, l'inertie et aux promotions.

3.3 L'environnement

L'environnement représente le magasin. Il contient les agents et les packs. Les agents interagissent avec l'environnement en achetant des packs. On souhaite, avec les paramètres de l'environnement, pouvoir moduler le fonctionnement global du modèle. Par exemple donner plus d'importance à la promotion ou augmenter la puissance de l'aversion à la perte. L'environnement est donc caractérisé par les propriétés suivantes :

- β paramètre de l'aversion à la perte (identique pour le prix et la qualité), $\beta > 1$.
- C limite de quantité d'achat, $C \geq 1$.
- α_{sat} paramètre de saturation.
- G_p, G_q, G_i, G_d les paramètres de régulation de l'impact respectivement du prix, de la qualité, de l'inertie et de la promotion (discount).

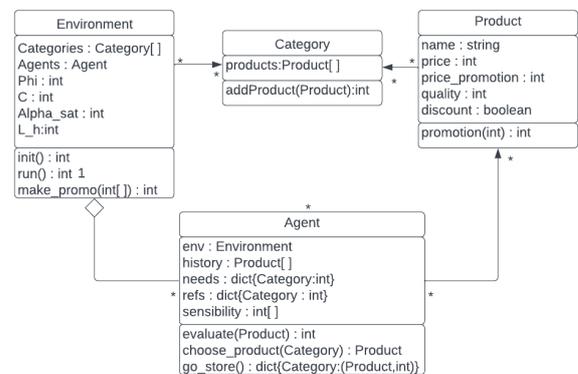


FIGURE 1 – Diagramme UML du modèle.

3.4 Hypothèses

Nous considérons les packs comme des biens de consommation courante, ce qui nous permet d'émettre l'hypothèse que les achats sont fréquents et donc qu'à chaque pas de temps chaque agent s'interroge sur l'achat. On pourrait considérer qu'un pas de temps représente une semaine, et que chaque client vient chaque semaine au magasin faire ses courses. On suppose que le besoin ($\lambda_{i,a}$) peut être calculé grâce à la moyenne de l'historique des quantités achetées, quel que soit le pack de la catégorie $\lambda_{i,a} = \text{mean}(H_{i,a}(qte))$. On exclut les achats de différents packs d'une même catégorie afin de simplifier le choix des agents. Cela revient à exclure l'achat de deux packs similaires, mais de marques différentes. L'objectif des différents agents sera donc de choisir, à chaque pas de temps, au plus un pack, dans chacune des catégories. Cette hypothèse n'interdit pas aux agents d'acheter plusieurs fois le même pack ni de rien acheter. On suppose que les agents sont des entités représentant un foyer, une famille... Cette hypothèse permet à un magasin de relier un agent à une carte de fidélité.

3.5 Le choix des packs

L'intérêt de l'agent sur une catégorie.

Chaque agent, à chaque pas de temps, pour chaque catégorie, choisit s'il a besoin d'un pack de cette catégorie. L'agent a évalue C_i et calcule $B(C_i, t+1)$ qui est la probabilité d'avoir besoin d'un pack de cette catégorie au temps $t+1$. Enfin, soit $N(C_i, t, t-n)$ la quantité de pack acheté par l'agent lors des n dernières étapes.

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

$$B(C_i, t+1) = \text{sigmoid}\left(\frac{\lambda_{i,a}}{N(C_i, t, t-n)}\right) \quad (3)$$

Intuitivement, cette formule permet à l'agent a d'augmenter la probabilité de s'intéresser à la catégorie C_i s'il a acheté peu de cette dernière sur les derniers pas de temps et vice et versa.

L'évaluation des packs. Lorsqu'un agent s'intéresse à une catégorie, il en évalue tous les packs, leur donne un score et en choisit un seul. Un score élevé signifie que le pack correspond aux attentes de l'agent et a plus de chances d'être choisi. Pour donner un score aux packs, l'agent

utilise ses sensibilités personnelles ainsi que les paramètres des packs.

Nous définissons quatre fonctions d'utilité U_1, U_2, U_3, U_4 , une pour chaque caractéristique évaluée, respectivement : prix, qualité, inertie et promotion. Les équations 4 et 5 comparent le pack en cours d'évaluation, au pack de référence sur le prix et la qualité. C'est dans ces formules que l'aversion à la perte est prise en compte. L'équation 6 prend en compte l'inertie, on la modélisera de la même manière que [3]. Finalement, la dernière fonction calcule l'impact d'une promotion. On pondère ensuite les résultats des quatre fonctions précédentes par les sensibilités de l'agent. La somme obtenue nous indique le score du pack pour cet agent. Plus le score est élevé, plus le pack intéresse l'agent.¹

$$U_1 = G_p(\beta(p - p_{ref})_+ + (p_{ref} - p)_+) \quad (4)$$

$$U_2 = G_q(\beta(q - q_{ref})_+ + (q_{ref} - q)_+) \quad (5)$$

$$U_3 = G_i(10 \times nb_{bought} - nb_{bought}^2) \quad (6)$$

$$U_4 = G_d \times D \quad (7)$$

$$U = \sum_{k=1}^n U_k * \beta_{a,k} \quad (8)$$

On note que l'impact de la baisse du prix est calculée dans U_1 et non U_4 . On modélise avec U_4 uniquement l'impact de la présence ou non d'une promotion.

La quantité achetée. Le calcul de la quantité achetée est indépendant de la quantité interne à chaque pack. Ce calcul sert à connaître le nombre de packs achetés par l'agent. Si $P(p, Qte, Qa, D)$ est le pack choisi, et que Qte est 1, l'agent va alors grâce à la formule 9 calculer la quantité dont il a besoin, disons 3. L'agent achète alors 3 fois le même pack. $N(C_i, t)$ la quantité achetée au temps t de C_i .

$$\text{Achat}(P, t+1) = \max(1, \lambda_{i,a} + N)S \quad (9)$$

$$N = \sum_{\tau=0}^T \frac{\lambda_{i,a} - N(C_i, t - \tau)}{T + 1} \quad (10)$$

$$S = \text{Sat}(U(P) - U(P_{ref}, t)) \quad (11)$$

$$\text{Sat}(x) = \frac{C}{1 + e^{-\frac{x}{\alpha_{sat}} + \log(C-1)}} \quad (12)$$

1. $(x)_+$ représente le maximum entre 0 et x .

Le calcul de la quantité est séparé en 2 parties : Une première liée au besoin $\lambda_{i,a}$ correspond à la partie de gauche de l'équation 9 (écart de $\lambda_{i,a}$ au T derniers pas de temps). Une seconde déterminée grâce au score du pack, définissant à quel point l'agent a trouvé un meilleur pack qu'à son habitude, traduit par la fonction de saturation. Celle-ci augmente ou réduit la quantité achetée en fonction du score du pack choisi P par rapport au pack de référence P_{ref} . Si le score de P est plus élevé l'agent achète en plus grande quantité sinon il en achète moins.

Pour résumer, la quantité achetée est fonction de l'écart du besoin $\lambda_{i,a}$ aux T derniers achats multiplié par la fonction de saturation.

Algorithm 1 Raisonnement

```

procedure RUNONESTEP
   $t \leftarrow$  time step t
  for all agents  $a \in A$  do
     $a$  go to the store
    for all category  $c_i \in C$  do
       $H_{(i,a,t-l_h)} \leftarrow$  None (delete)
       $p \leftarrow B(c_i, t + 1)$ 
       $x \sim U(0, 1)$ 
      if  $x > p$  then
         $H_{(i,a,t)} \leftarrow (None, 0)$ 
      else
        for every pack  $p \in c_i$  do
           $score(p) \leftarrow U(p, a)$ 
           $l$  append  $(score(p), p)$ 
        end for
         $P_{i,a,t} \leftarrow$  Choose(1)
         $q \leftarrow Qt(P_{i,a,t}, ref)$ 
         $H_{(i,a,t)} \leftarrow (P_{i,a,t}, q)$ 
      end if
    end for
  end for
end procedure

```

3.6 La dynamique du modèle

À chaque pas de temps, tous les agents vont au magasin et déterminent pour chaque catégorie $C_i \in C$ si celle-ci les intéresse ou non suivant une probabilité $B(C_i, t + 1)$. Sur les catégories choisies à ce pas de temps par l'agent, celui-ci évalue tous les packs puis il choisit quel pack acheter pour cette catégorie et en quelle quantité. Ce choix suit le processus de décision interne à chaque agent décrit par l'algorithme 1.

La méthode Choose choisit un pack en utilisant une loi de probabilité proportionnelle au score

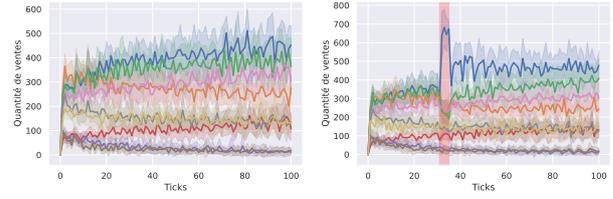


FIGURE 2 – Quantité des ventes pour chacun des 9 packs en fonction du temps dans une simulation. À gauche sans promotion, à droite avec une promotion de 40% entre les pas de temps 30 et 34.

du pack. La méthode Qt utilise les équations 9 à 12 pour calculer la quantité que l'agent a achète.

4 Expérimentations

Nos expériences² sont réalisées avec des paramètres d'environnement fixés pour permettre la comparaison. Les paramètres du modèle : G_p, G_q, G_i, G_d sont égaux à 1. Ce qui signifie que les effets du prix, de la qualité, de l'inertie et de la promotion ont un impact global similaire. Il reste les influences internes de chaque agent qui modifient ces effets comme indiqué dans l'équation 8. Enfin le paramètre β est fixé à 0.5, C à 3 et α_{sat} à 10. Sur une même expérience, les agents et packs ont les mêmes caractéristiques. Les procédures permettant de générer les agents et les packs sont des procédures stochastiques. Les agents sont catégorisés selon leurs sensibilités : c'est ce qui définit leur appartenance à un profil de consommateur. Toutes les expériences sont réalisées 20 fois pour plus de précision. Nous montrons que dans une même situation (agents et packs similaires), deux promotions identiques ont quasiment le même effet.

Le modèle est capable de reproduire des phénomènes promotionnels macroscopiques classiques en marketing comme :

- L'augmentation du volume des ventes sur un pack en promotion ([5])
- La cannibalisation : baisse des ventes des packs en concurrence avec un pack en promotion.
- La diminution de l'impact des promotions répétées sur un même pack.

Mais surtout, le modèle peut reproduire des phénomènes observables uniquement au niveau des agents, impossible à observer avec une approche qui ne serait pas centrée individu, comme :

2. Une feuille Jupyter : <https://github.com/cristal-smac/retail> permet de reproduire les expériences décrites ici.

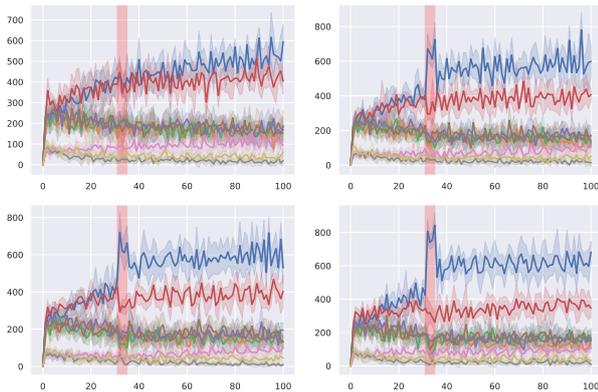


FIGURE 3 – Quantité des ventes pour chacun des 9 packs en fonction du temps dans une simulation. De gauche à droite, une promotion à 5%, 10%, 20% et 60% entre le pas de temps 30 et 34.

- De multiples promotions successives changent le prix de références des agents.
- La guerre des prix est un phénomène avec des impacts macroscopique, mais aussi microscopique en changeant les perceptions que les consommateurs ont de certaines marques. Cette influence a aussi des effets sur la fidélisation des consommateurs.
- L'impact de la promotion sur l'acquisition et la fidélisation de nouveaux consommateurs, notamment selon les différents profils. Par exemple, un consommateur promophile changera régulièrement de pack si ceux-ci sont en promotions.

4.1 L'augmentation du volume des ventes

C'est le phénomène le plus classique, lors d'une promotion il y a une augmentation du volume des ventes du pack en promotion. Notre expérience consiste à comparer le volume des ventes d'un pack, en promotion puis sans promotion.

La figure 2 montre l'évolution du volume des ventes des neuf packs d'une catégorie observée. Sur une réduction de 40% du prix, nous observons en moyenne une augmentation de 50% du volume des ventes sur ce pack.

Ce phénomène est observable peu importe la promotion ou le pack. On peut observer en figure 3 que les résultats diffèrent selon le niveau de promotion, mais génèrent à chaque fois un pic de ventes allant de 40 à 80% d'augmentation. La seule exception est lors d'une promotion à 5%, sur ce jeu de paramètres, le changement n'est pas assez conséquent pour influencer suffisamment les clients. Ces résultats donnent une élasticité

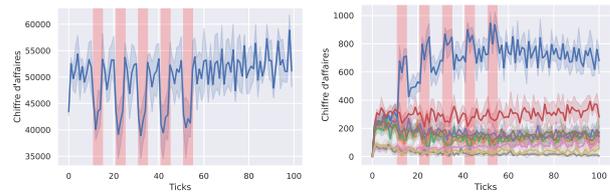


FIGURE 4 – À gauche le chiffre d'affaires, à droite le nombre de ventes. La même promotion sur le même pack est répétée plusieurs fois au temps 30 à 34, 40 à 44, ... jusqu'au temps 60 à 64

prix du pack allant de -4 à -1.33. Ces résultats sont du même ordre de grandeur que les élasticités réellement observées par [4, 11].

On observe que les résultats d'une promotion dans notre modèle sont très dépendants du contexte de la promotion. Ce contexte est défini par les paramètres du modèle, les agents et les packs, par exemple :

- La proportion des différents profils d'agents.
- Les paramètres des packs et la similarité entre les packs.
- Le nombre de packs en concurrence (d'une même catégorie).

En effet, si le modèle dispose de 5 profils différents en proportion égale, on observe une augmentation de ventes de 95% lors de la promotion et de 54% après la promotion. Cependant, si le modèle contient 70% d'agents promophiles et 30% d'agents équilibrés, on observe une augmentation des ventes de 173% lors de la promotion et de 81% après la promotion.

Si on applique une promotion sur un pack d'une catégorie ne disposant que de deux packs similaires, on obtient une augmentation des ventes de 40% lors de la promotion et de 27% après la promotion. Si les deux packs sont bien différents, par exemple un pack peu cher de faible qualité et un pack très cher mais de haute qualité, on obtient une augmentation des ventes de 7.5% lors de la promotion et de 12.5% après la promotion si la promotion est sur le pack de faible qualité. Si la promotion est sur le pack de haute qualité, on obtient 31% d'augmentation des ventes lors de la promotion et 17% d'augmentation des ventes après la promotion.

Enfin, si on applique une promotion sur un pack parmi 9 on obtient une augmentation de ventes de 95% lors de la promotion et de 54% après la promotion. si on applique cette même promotion sur le même pack parmi 3 on obtient une

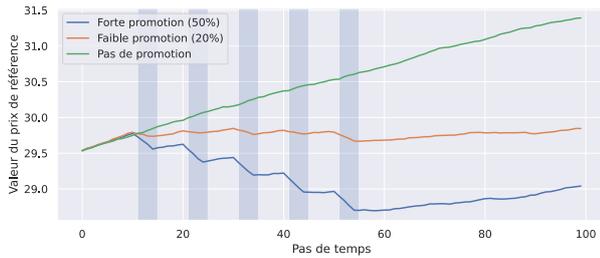


FIGURE 5 – Le prix de référence moyen en fonction du temps. On observe une diminution du prix de référence moyen lors de promotions, ce qui a pour effet d’augmenter l’attractivité des packs les moins chers.

augmentation de ventes de 31.5% lors de la promotion et de 15% après la promotion. Avec ce modèle, on peut ainsi quantifier les effets des promotions et les relier à une situation particulière, un contexte, qui peut être réel.

4.2 Baisse du volume des ventes

La baisse des ventes des packs qui ne sont pas en promotion est un phénomène aussi couramment observé. On dit que le pack en promotion "cannibalise" les ventes des autres packs du même type. On peut observer cet effet sur la figure 2 : la baisse des ventes des packs ne bénéficiant pas de promotions va de 2 à 20 % en moyenne et varie selon les packs et leur similarité avec le pack en promotion. La baisse des ventes est pour au moins 1 pack toujours supérieur à 0%.

4.3 Impact des promotions répétées

Des promotions répétées rapidement diminuent le pic d’augmentation des ventes généré chez les clients lors d’une promotion [5]. Plus les clients sont habitués aux promotions, moins ces clients changent de pack lors d’une promotion. À l’inverse, si les promotions sont exceptionnelles, alors le comportement des clients change. Ils voudront davantage profiter de la promotion, c’est ce qu’on observe en figure 4. Sur chaque simulation, nous obtenons une augmentation du nombre de ventes de 140% sur la première promotion pour atteindre une augmentation de 30% sur la dernière promotion. Enfin, nous avons pu observer un phénomène de diminution du prix du pack de référence des agents, ce qui a pour effet de diminuer leurs fonctions d’utilités. Cette diminution affecte la quantité que les agents achètent et avantage les packs les moins chers.

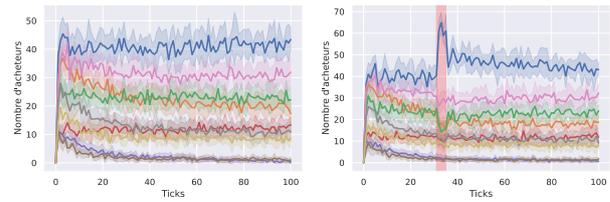


FIGURE 6 – Nombre d’acheteurs pour chaque pack en fonction du temps dans une simulation. À gauche sans promotion, à droite avec une promotion de 40% entre les pas de temps 30 et 34.

4.4 Acquisition de nouveaux clients

Sur la figure 6 nous montrons qu’une promotion entraîne sur le pack en promotion une augmentation du nombre de clients suivie d’une baisse au moment de l’arrêt de la promotion, puis d’une nouvelle augmentation à plus long terme correspondant à une fidélisation. La figure 7 représente le nombre d’agents pour chaque profile ayant acheté le pack P_0 et le pack P_3 . Le pack P_0 est le seul à recevoir une promotion. Ainsi, on observe l’impact de la promotion selon les différents profils d’agents sur P_0 . Nous montrons que lors d’une promotion, il y a une augmentation du nombre d’acheteurs (50% en moyenne) sur les profils de consommateurs promophiles uniquement (intéressés particulièrement par la publicité). Nous en concluons qu’une partie des agents, notamment les plus promophiles, ont acheté le pack P_0 plutôt qu’un autre, parce que le pack était en promotion. On note aussi que les agents sensibles à la qualité achètent peu pour le pack P_0 et inversement ces agents achètent beaucoup pour le pack P_3 car le pack P_3 est plus cher, mais de meilleure qualité. La promotion a très peu d’impact sur cet effet. Ce phénomène s’observe aussi sur les tables 1,2,3 qui montrent, l’évolution selon les profils d’agents, des ventes pendant et après la promotion, comparées aux ventes avant la promotion.

4.5 Impact de la guerre des prix

Afin d’explorer les réactions du modèle face à une guerre des prix, nous réalisons une simulation plus simple dans laquelle il n’y a que deux packs correspondant à la figure 8. Dans cette situation, nous notons une baisse du chiffre d’affaires dès qu’une réduction de prix a lieu, même s’il n’y a une baisse de prix que d’un seul pack. De plus, nous notons que lors d’une guerre des prix, le pack qui baisse le plus son prix récupère la plus grande part de marché, mais les deux

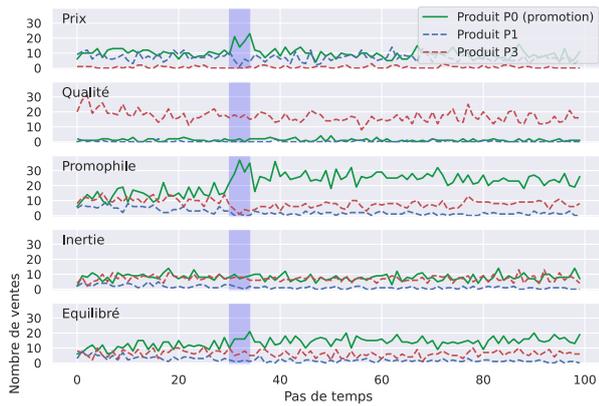


FIGURE 7 – Evolution du nombre d'acheteurs lors d'une promotion de 40% sur P_0 en $30 \leq t \leq 40$. On observe une augmentation durable des ventes sur le pack P_0 chez les promophiles et une augmentation temporaire chez les agents portés sur le prix

packs perdent en chiffre d'affaires.

5 Discussion

Dans cet article, nous montrons dans la partie 4 que l'approche centrée individus proposée dans la partie 3 est capable de reproduire des phénomènes émergents connus en marketing comme l'augmentation du volume des ventes, la "cannibalisation" lié à la concurrence ou encore les changements chez les clients que provoque la répétition rapide de promotions. De plus, l'approche centrée individus permet de montrer des phénomènes qui ne sont observables qu'au niveau des individus comme la fidélisation lors d'une promotion ou les effets des guerres de prix directement sur les consommateurs. Conformément à nos hypothèses, le modèle et nos résultats s'appliquent principalement aux biens de consommation courants. D'autres hypothèses permettraient d'adapter le modèle à d'autres types de biens. Afin d'approfondir le modèle, il est possible d'ajouter un système d'influence sociale similaire à ceux décrits dans la partie 2 qui permettrait aux agents d'échanger et d'interagir entre eux afin de s'influencer. Dans un tel système, une discussion est à prévoir sur les moyens d'influence des agents (système de graphe par exemple) et de leurs effets (est-il pertinent de faire varier des sensibilités personnelles?). De plus, il est possible de ne donner aux agents qu'une connaissance partielle des packs, ainsi les agents devraient découvrir eux même les packs qu'ils ne connaissent pas ou être influencé socialement. Enfin, il serait intéressant d'étudier les

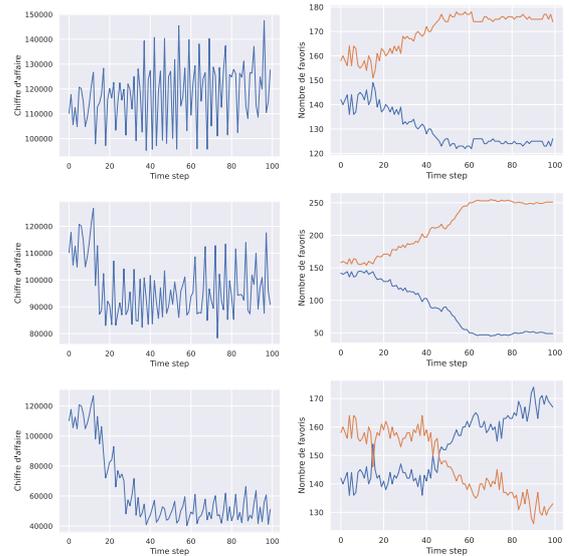


FIGURE 8 – À gauche le chiffre d'affaires, à droite pour chaque pack le nombre d'agents ayant ce produit en "favoris" (le plus acheté par l'agent). De haut en bas, une simulation sans changement de prix, une où seul une marque baisse son prix de 20% à partir de $t = 15$ et une où les 2 packs diminuent leurs prix à certains pas de temps.

Profil d'agent	Évolution pendant la promotion	Évolution après la promotion
Prix	88,10%	-9,8%
Qualité	1,4%	-9,4%
Promophile	132,6%	79,1%
Inertiels	0,4%	-8,7%
Equilibré	57%	35,2%

TABLE 1 – Compare la période de la promotion (respectivement après) avec la période avant la promotion de 40% du pack P_0 .

effets sur les promotions de la similarité et de la concurrence entre produits.

Finalement, le modèle proposé dispose de la possibilité d'intégrer facilement des données réelles (via l'historique) ce qui permettrait d'améliorer le réalisme, mais surtout d'appliquer le modèle à des scénarios concrets. Nous justifions son adaptabilité aux données grâce aux paramètres globaux intégrés au modèle.

Références

- [1] Robert L Axtell and J Doyne Farmer. Agent-based modeling in economics and

Profil d'agent	Évolution pendant la promotion	Évolution après la promotion
Prix	-48,32%	-12,25%
Qualité	-76,92%	-23,67%
Promophile	-92,81%	-71,39%
Inertiels	-47,40%	-63,74%
Équilibré	-63,84%	-60,23%

TABLE 2 – Compare la période de la promotion (respectivement après) avec la période avant la promotion de 40% du pack P_1 .

Profil d'agent	Évolution pendant la promotion	Évolution après la promotion
Prix	-8%	-3%
Qualité	-82%	-42%
Promophile	55%	22%
Inertiels	-10%	-22%
Équilibré	18%	6%

TABLE 3 – Même expérience que pour la table 1 mais avec 3 packs dans la catégorie au lieu de 9.

finance : Past, present, and future. *Journal of Economic Literature*, 2022.

- [2] Frank M Bass. A new product growth for model consumer durables. *Management science*, 15(5) :215–227, 1969.
- [3] Kapil Bawa. Modeling inertia and variety seeking tendencies in brand choice behavior. *Marketing science*, 1990.
- [4] Tammo HA Bijmolt, Harald J Van Heerde, and Rik GM Pieters. New empirical generalizations on the determinants of price elasticity. *Journal of marketing research*, 42(2) :141–156, 2005.
- [5] Robert C Blattberg, Richard Briesch, and Edward J Fox. How promotions work. *Marketing science*, 1995.
- [6] Neil H Borden. The concept of the marketing mix. *Journal of advertising research*, 4(2) :2–7, 1964.
- [7] Víctor Cantillo, Juan de Dios Ortuzar, and Huw CWL Williams. Modeling discrete choices in the presence of inertia and serial correlation. *Transportation Science*, 41(2) :195–205, 2007.
- [8] Maxime Cohen, Swati Gupta, Jeremy Kallas, and Georgia Perakis. An efficient algorithm for dynamic pricing using a graphical representation. *Production and Operations Management*, 29(10) :2326–2349, 2020.
- [9] Sebastiano A Delre, Wander Jager, Tammo HA Bijmolt, and Marco A Jansen. Targeting and timing promotional activities : An agent-based model for the takeoff of new products. *Journal of business research*, 60(8) :826–835, 2007.
- [10] Bruce GS Hardie, Eric J Johnson, and Peter S Fader. Modeling loss aversion and reference dependence effects on brand choice. *Marketing science*, 12(4) :378–394, 1993.
- [11] Stephen J Hoch, Byung-Do Kim, Alan L Montgomery, and Peter E Rossi. Determinants of store-level price elasticity. *Journal of marketing Research*, 32(1) :17–29, 1995.
- [12] Phan Duy Hung, Nguyen Duc Ngoc, and Tran Duc Hanh. K-means clustering using ra case study of market segmentation. In *Proceedings of the 2019 5th International Conference on E-Business and Applications*, pages 100–104, 2019.
- [13] Wander Jager. The four p's in social simulation, a perspective on how marketing could benefit from the use of social simulation. *Journal of Business Research*, 60(8) :868–875, 2007.
- [14] Amit Khandelwal. The long and short (of) quality ladders. *The Review of Economic Studies*, 77(4) :1450–1476, 2010.
- [15] Ashkan Negahban and Levent Yilmaz. Agent-based simulation applications in marketing research : an integrated review. *Journal of Simulation*, 8(2) :129–142, 2014.
- [16] Lamjed Ben Said, Thierry Bouron, and Alexis Drogoul. Agent-based interaction analysis of consumer behavior. In *Proceedings of the first international joint conference on AAMAS : part 1*, pages 184–190, 2002.
- [17] PB Seetharaman and Pradeep Chintagunta. A model of inertia and variety-seeking with marketing variables. *International Journal of Research in Marketing*, 15(1) :1–17, 1998.
- [18] Gerard J Tellis. Modeling marketing mix. *Handbook of marketing research*, pages 506–522, 2006.
- [19] Richard Wigren and Filip Cornell. Marketing mix modelling : A comparative study of statistical models, 2019.