

BIEN UTILISER SES DONNÉES POUR CONSTRUIRE UN MEILLEUR ASSORTIMENT



La plupart des enseignes alimentaires ont déjà commencé à amasser et exploiter d'énormes quantités de données – le fameux « big data » – pour analyser utilement les choix de leurs clients et construire des assortiments qui leur sont adaptés.

L'exploitation de ces données recèle cependant un défi. On trouve des solutions informatiques si complexes qu'elles produisent des analyses sortant d'une « boîte noire », qui sont mal comprises, jugées peu dignes de confiance et peu ou non utilisées.

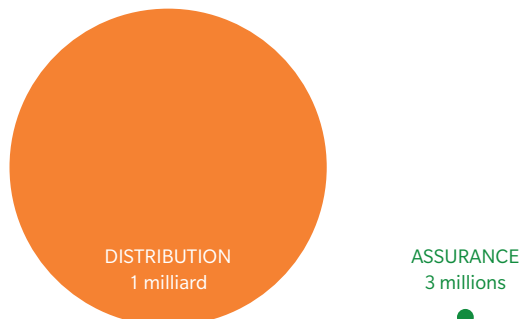
Les commerçants doivent plutôt mettre l'accent sur des solutions équilibrant « l'art et la science », des outils et procédures qui produisent des analyses utilisables.

« BIG DATA » 1.0

Lorsqu'ils s'intéressent au « big data », nombre de distributeurs pensent à engranger les retours sur Twitter ou les historiques Facebook pour percevoir et mesurer les préférences de leurs clients. Mais avant d'avoir recours à des sources extérieures, les enseignes doivent d'abord s'intéresser aux énormes quantités de données et d'informations qu'elles détiennent déjà et que la majorité d'entre elles récolte depuis des années – et récoltait bien avant la vogue de Twitter et Facebook.

Ces données constituent sans conteste du « big data », l'ampleur des informations disponibles dans la distribution dépassant largement celle que l'on observe dans des secteurs comparables (voir l'illustration 1).

Illustration 1 : Masses d'informations comparées, des milliards contre des millions



Dans la distribution alimentaire, les données les plus précises sur le comportement des clients sont d'ores et déjà disponibles, et la vraie question est plutôt de savoir comment les utiliser au mieux.

Plus précisément, les données sur les achats des clients sont une mine d'informations sur les consommateurs faisant leurs courses dans un magasin donné. Elles peuvent être utilisées pour établir des schémas d'achat et des préférences à l'échelon individuel, incluant par exemple :

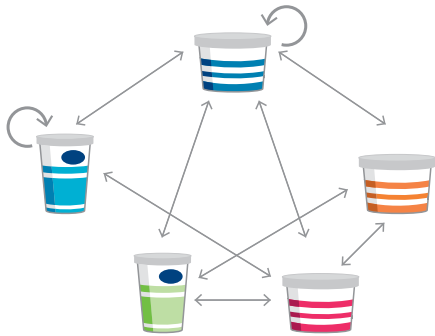
- les articles préférés
- l'intensité de ces préférences
- l'influence du prix sur les substitutions et la hausse de la demande
- les articles substitués
- les articles achetés en complément

En reliant visuellement ces décisions pour un consommateur donné, il est possible de créer une constellation spécifique résumant les substitutions qu'il opère et leur évolution dans le temps pour un produit donné (voir l'illustration 2A).

Ces constellations permettent de traduire les composantes de base du comportement du consommateur en un schéma simple ; leur version agrégée à l'ensemble des clients est plus complexe (voir l'illustration 2B).

Illustration 2 : Les constellations des clients

A. Comportement de substitution sur le yaourt



Tout « l'art » du « big data » consiste à tirer du sens de la complexité à travers des analyses pertinentes sur les clients, pour aboutir à des décisions sur l'assortiment.

RENDRE LES CHOSES SIMPLES

Une approche usuelle consiste à organiser les constellations agrégées en un arbre de décision consommateur (ADC). De tels arbres sont généralement utilisés par les fournisseurs disposant d'un budget d'études suffisamment élevé pour recourir à des groupes de discussion et analyser comment les consommateurs priorisent les différents facteurs influençant leur décision.

Toutefois, ce processus n'est pas totalement objectif : les fournisseurs ont souvent leurs propres intentions. Il peut être nécessaire pour le distributeur de remettre en cause l'importance supposée de la marque, par exemple, dans la décision d'achat. Une difficulté plus subtile encore dans l'approche habituelle de l'ADC réside dans les groupes de discussion eux-mêmes, pas nécessairement représentatifs des clients fréquentant ou pouvant fréquenter votre enseigne.

B. Les constellations de clients agrégées



Ces personnes sont la population à laquelle le distributeur doit réellement s'intéresser.

Ceci est le type de raccourci mental contre lequel Daniel Kahneman, lauréat du prix Nobel d'économie, nous met en garde dans son ouvrage « Système 1, système 2 : les deux vitesses de la pensée ». La véritable question à laquelle les distributeurs doivent tenter de répondre avec les ADC est « que révèle de leurs préférences d'achat le comportement des consommateurs ? ». Ils ne doivent pas être entraînés vers la réponse à cette question plus simple : « que disent les consommateurs participant à un groupe de discussion de ce qu'ils achètent ? », ni partir du principe que cette réponse suffit à résoudre un problème plus complexe. Se reposer sur ce qu'un petit groupe de personnes nous dit de son comportement est très différent d'observer les actes de la totalité des clients. Il y a une triple différence : la pertinence pour l'enseigne des personnes interrogées, le nombre d'entre elles et la différence entre préférences révélées, dans un domaine où le cerveau humain est imprécis, et les préférences observées.

Dans ce domaine, les données dont disposent les distributeurs peuvent être utilisées pour

optimiser les arbres de décision consommateur (ADC). Les schémas de substitution de produits permettent de discerner les facteurs prioritaires les influençant (voir l'illustration 3A).

Ces facteurs peuvent inclure un nombre plus ou moins élevé de caractéristiques telles que, dans le cas d'un yaourt :

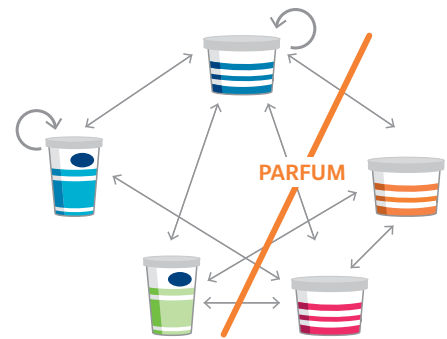
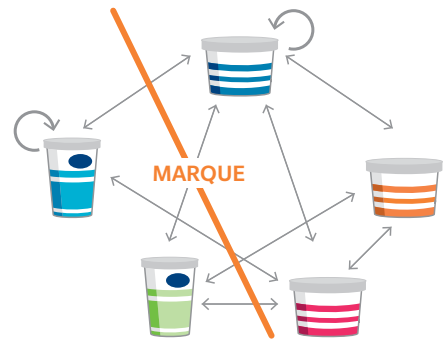
- l'édulcorant
- le nombre de calories
- la taille
- le parfum
- le bio
- la vente en pot individuel ou en pack
- les fruits mélangés ou le « lit de fruits »
- le packaging
- la marque
- le taux de matière grasse

En déterminant les facteurs les plus importants, c'est-à-dire les variables explicatives les plus décisives du choix de tel ou tel produit, au niveau de la population entière, on peut mettre de l'ordre dans ce qui s'apparentait initialement au chaos (voir l'illustration 3B).

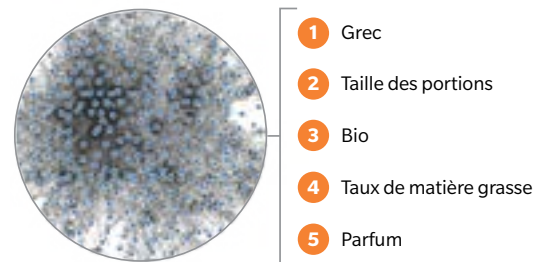
Le résultat final est un arbre de décision spécifique à une enseigne et tiré des décisions réelles des consommateurs. Les données issues du comportement du consommateur, tel qu'on l'observe, indiquent les caractéristiques les plus importantes pour lui et les facteurs qui permettent de prédire les changements dans ses schémas d'achat. Ce type d'analyse conduit toujours à des découvertes sur l'importance relative des différentes caractéristiques produit. Un exemple tiré de la réalité montre, dans une certaine enseigne, que la présence ou non de pulpe dans un jus d'orange est tout aussi importante que la marque. Et d'autres facteurs, comme la taille des packagings, sont encore plus importants.

Illustration 3 : Les constellations des clients (suite)

A. Les facteurs de substitution



B. L'ordre nait du chaos



« TOUS LES MODÈLES SONT FAUX, MAIS CERTAINS SONT UTILES »

Les résultats de l'analyse des substitutions décrite plus haut sont plus robustes et plus difficiles à contester que ceux des groupes de discussion expérimentaux généralement utilisés : les analyses proviennent de comportements réels observés en direct de clients d'une enseigne. Toutefois, comme le déclarait le célèbre statisticien George Box, « tous les modèles sont faux, mais certains sont utiles ».

Plutôt que de s'interroger sur l'exactitude des modèles en question, on peut donc s'interroger sur la pertinence de leurs résultats pour fournir une image fiable de la réalité. La réponse est que ces modèles sont extrêmement efficaces.

Le simple fait de comprendre les comportements de substitution – c'est-à-dire d'avoir une

vision globale de ce qui se résume à une série de probabilités sur l'éventualité qu'un consommateur passe d'un article à un autre – permet de reconstruire presque parfaitement la distribution des ventes des produits considérés (voir l'illustration 4).

Comme George Box nous le rappelle, une telle corrélation ne signifie pas que le modèle a raison, mais qu'il existe un lien profond entre les comportements de substitution modélisés et les résultats observés dans le monde réel.

QUEL EST LE MEILLEUR MODÈLE ?

Au-delà d'une compréhension globale du comportement client, le « big data » peut également aider les distributeurs à choisir les produits spécifiques qui les aideront à optimiser leurs rayons et à en faire un succès.

Illustration 4 : Distribution des ventes – ventes réelles vs. prédictions tirées des analyses des comportements de substitution

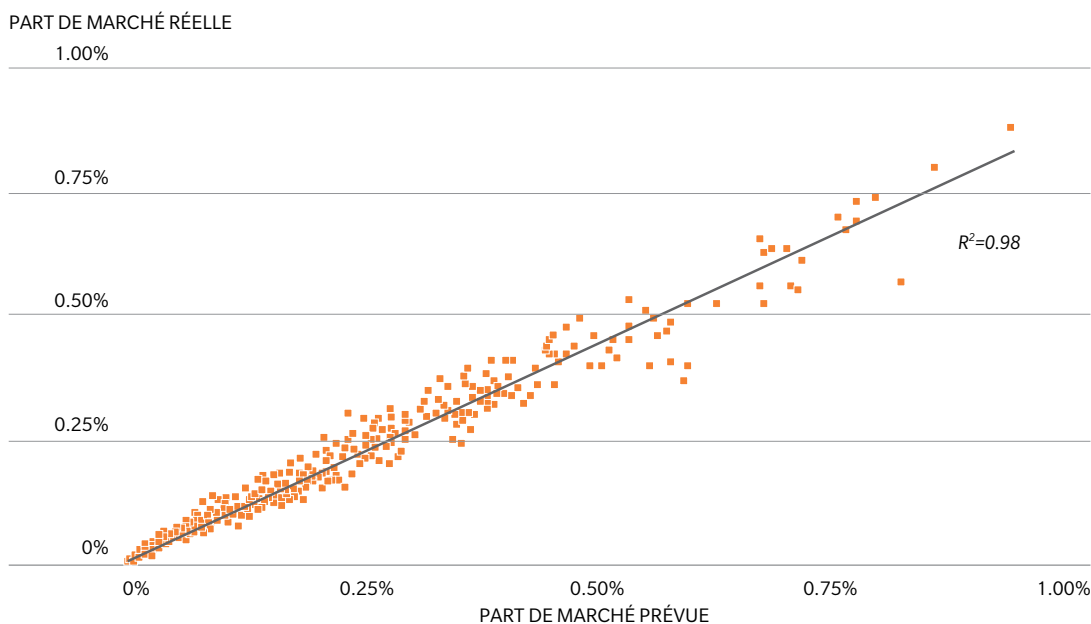
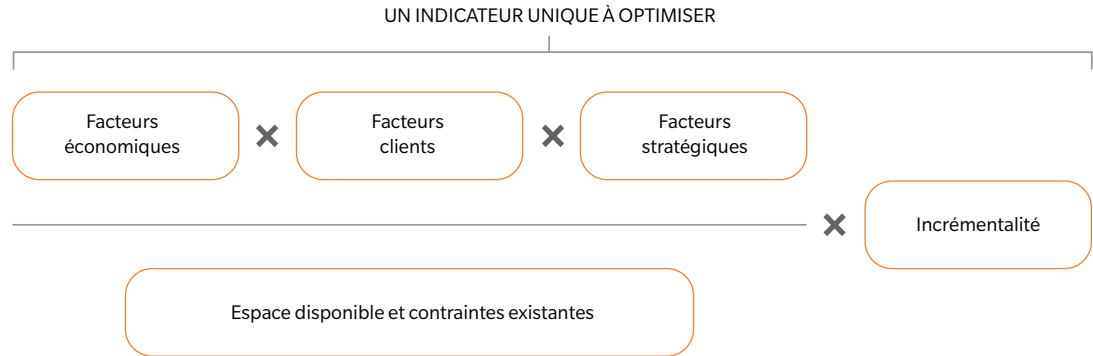


Illustration 5 : Définir l'utilité, un indicateur pour les remplacer tous



La première étape du processus consiste à faire évoluer la méthode habituellement utilisée pour identifier un « bon » produit. Les ventes et la marge ne suffisent plus. Les distributeurs doivent prendre en compte une série de facteurs supplémentaires incluant l'espace disponible, le nombre de facings, le financement fournisseurs, les clients, la stratégie, l'incrémentalité, les tendances, l'effet de halo, la gestion partagée avec les fournisseurs, la stratégie de ceux-ci, le suremballage, etc.

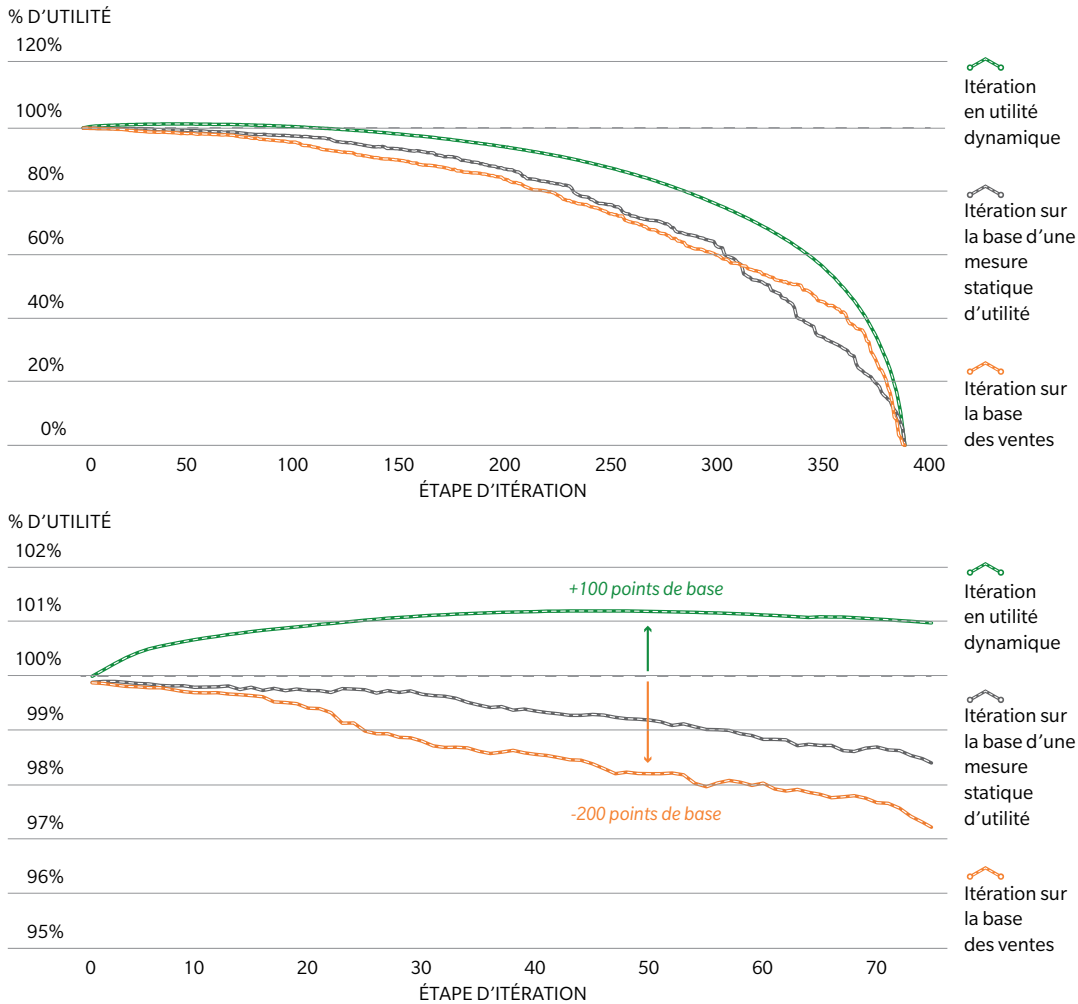
Comme il peut être difficile de combiner l'influence de ces multiples facteurs et de déterminer leur effet net final, la méthode consiste à synthétiser, pour un produit ou une catégorie, les éléments pertinents en un indicateur unique que l'on optimisera. Cet indicateur doit conjuguer l'ensemble des facteurs économiques, commerciaux et stratégiques, y compris l'espace disponible et l'impact incrémental du produit nouveau par rapport à l'assortiment existant (voir l'illustration 5).

Pour autant, évaluer l'impact additionnel d'un nouvel article reste un problème difficile à résoudre. Cela passe par la compréhension des comportements des clients, mais dépend également des produits déjà présents dans les rayons de l'enseigne. Pour le dire autrement,

ajouter ou retirer un article de l'assortiment change forcément l'intérêt des autres produits et la nécessité ou non d'en ajouter de nouveaux.

Si cette incrémentalité crée une dose non négligeable de complexité, elle est pourtant cruciale. L'illustration 6 montre l'utilité totale mesurée par rapport à l'utilité initiale, les produits étant retirés un par un (la « phase d'itération ») en suivant trois stratégies différentes et en incorporant des degrés divers d'incrémentalité. Le tracé orange montre le changement d'utilité lorsque l'on se contente de retirer les produits dont les ventes sont les plus faibles, sans tenir compte de l'incrémentalité. La courbe grise décrit une approche légèrement plus complexe, qui tient compte de l'incrémentalité dans le classement initial des produits à retirer, mais ne reformule pas ce classement une fois les produits éliminés. Le tracé vert, enfin, montre l'impact d'un recalcul dynamique de l'incrémentalité fondé sur l'assortiment nouveau créé à chaque itération. On se souvient en effet que l'incrémentalité d'un article dépend de l'assortiment existant, de sorte qu'elle évolue à chaque modification de ce même assortiment. La courbe verte tient compte de cette évolution continue.

Illustration 6 : L'impact de l'incrémentalité dynamique – la calculer correctement génère de gros gains



Clairement, la stratégie qui produit le maximum de chiffre d'affaires et de gains (utilité) est le calcul qui ajuste de manière dynamique l'impact incrémental de chaque article (courbe verte). Pendant les premières phases d'itération, cette stratégie peut porter le niveau d'utilité au-dessus de sa valeur initiale, comme le montre l'illustration 6.

Le nombre de calculs nécessaires à la réalisation de ce type d'analyse est très élevé. Mais les capacités de calcul sont aujourd'hui bon marché et les gains qu'apporte une telle démarche sont élevés également.

UNIQUE, COMME TOUT LE MONDE

En théorie, les analyses du comportement de substitution et de l'utilité décrites plus haut peuvent être menées au niveau de chaque magasin, puisque chaque magasin et sa population de clients sont uniques. Toutefois, dans le cas d'une grande enseigne, il n'est pas certain qu'un tel niveau de complexité génère des gains exceptionnels suffisants pour compenser les coûts.

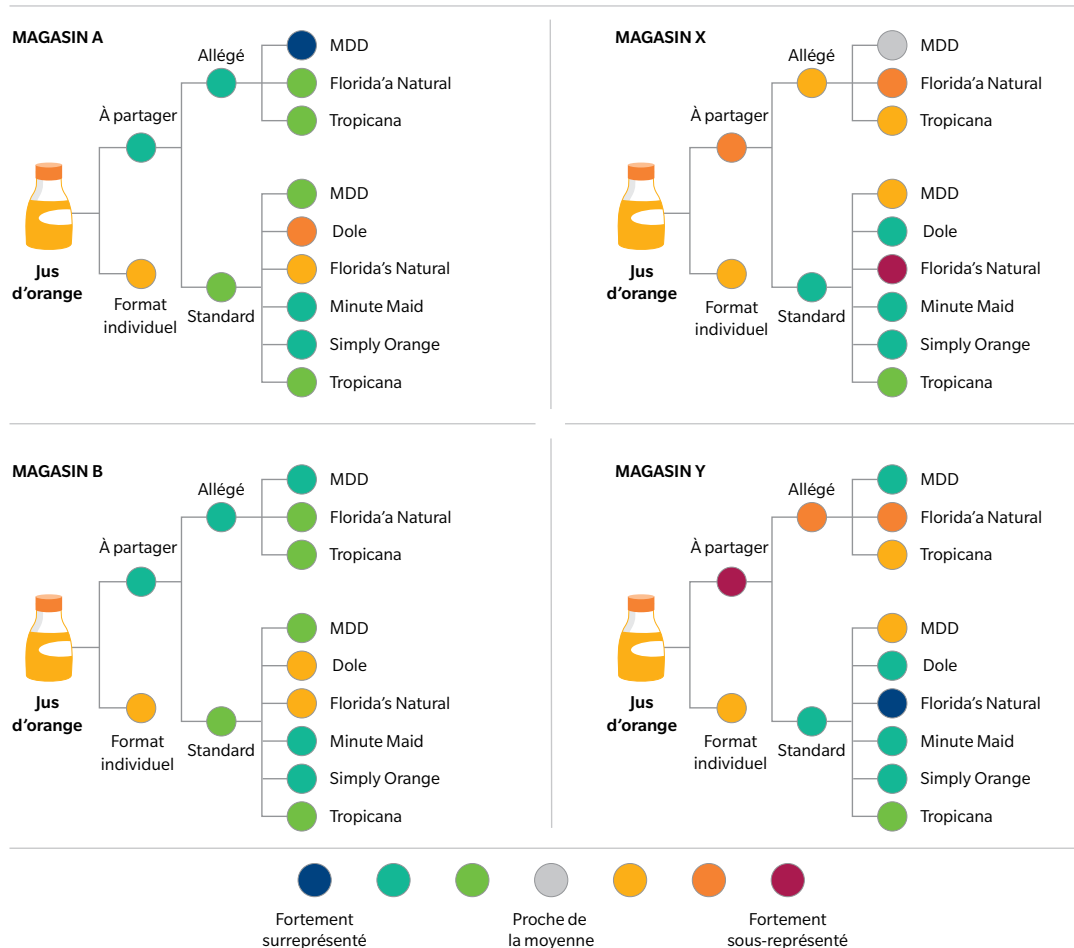
Le challenge de la localisation des assortiments est d'obtenir le bon compromis entre simplicité et valeur. À mesure que les assortiments deviennent de plus en plus spécifiques à un ou quelques magasins, la complexité managériale augmente de concert et, à un certain stade, la valeur additionnelle dégagée ne justifie plus le surcroît de complexité.

Les distributeurs doivent aborder ce problème en cherchant à réduire le niveau de complexité, tout en intégrant les divergences réelles et pertinentes de la demande client. Une technique évidente pour y parvenir est le regroupement de magasins. Il existe trois

approches historiques de regroupement – et pas nécessairement incompatibles entre elles – : les approches démographique, géographique et comportementale.

Pour suivre l'approche comportementale, il est possible d'utiliser un arbre de décision consommateur (ADC) standard pour résumer simplement les demandes des consommateurs et identifier ainsi des groupes selon plusieurs critères. Chaque magasin fournit sa propre « empreinte » de l'ADC : celle-ci traduit la façon dont chaque branche de l'arbre, c'est-à-dire chaque composante du produit, se comporte dans ce magasin par rapport aux autres magasins (voir l'illustration 7).

Illustration 7 : Les empreintes de l'arbre de décision consommateur (ADC)



En comparant ces empreintes et en rapprochant celles qui se ressemblent, le distributeur peut déterminer les magasins à regrouper. Cette analyse déterminera également le degré de variabilité au sein de la population des magasins, aidant ainsi à définir le nombre de groupes nécessaires (voir l'illustration 8).

Comment cette méthode se compare-t-elle par rapport aux autres méthodes de regroupement, celles fondées sur la démographie et la géographie ? Elle s'appuie sur les comportements des consommateurs, ce qui lui permet de saisir des éléments de chacune des deux autres méthodes.

Par exemple, la différence de demande de maïs & petits pois comparée à la demande de carottes & légumes verts semble être dictée en grande partie par des différences géographiques, et cette information ne serait pas apparue dans un assortiment reposant uniquement sur des critères démographiques (voir l'illustration 9). À l'inverse, en ce qui concerne la marque, la démographie joue un rôle nettement plus important et ne peut être ignorée. Le regroupement par comportement combine ainsi le meilleur des deux mondes, reprenant les implications les plus fortes de chacune des deux autres approches.

Illustration 8 : Regroupements grâce aux empreintes de l'arbre de décision consommateur (ADC)

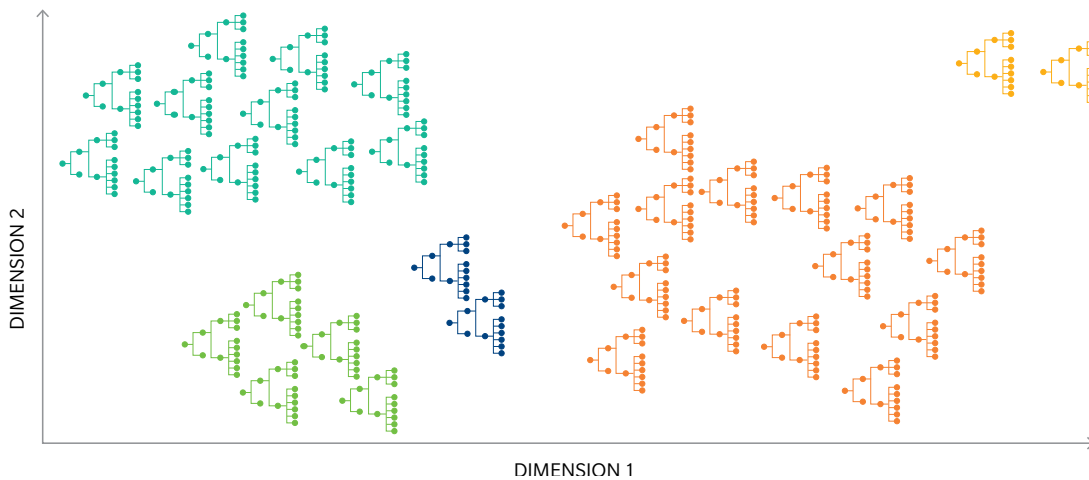
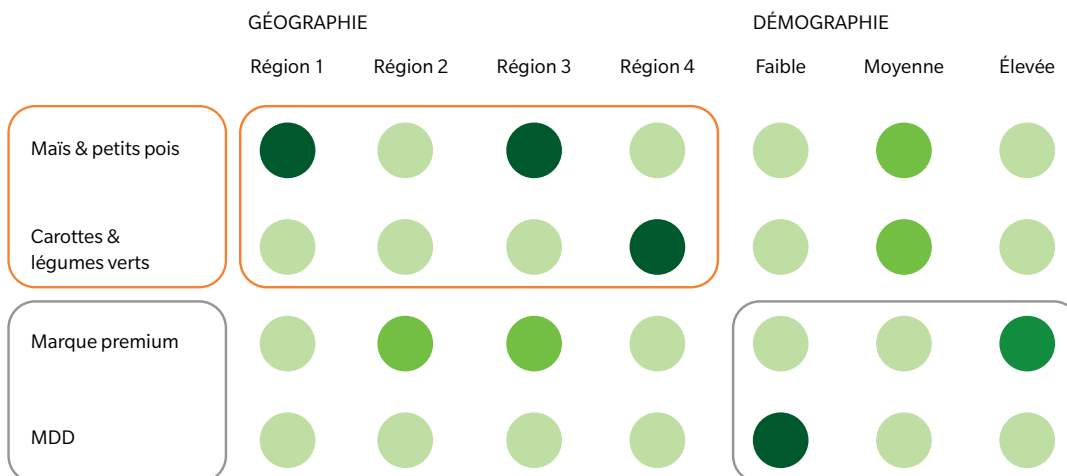


Illustration 9 : Le regroupement comportemental, ou « le meilleur des deux mondes »



Cette méthode nous permet de connaître le degré réel de variabilité de la demande au sein du parc de magasins pour déterminer ensuite quel serait l'assortiment correspondant avec différents niveaux de regroupement. Mais combien de groupes de magasins permettent d'obtenir le bon compromis entre simplicité et valeur ? L'analyse indique la valeur additionnelle créée par chaque accroissement du niveau de différenciation des assortiments, mais c'est à vous de décider au final si la hausse correspondante du niveau de complexité managériale se justifie.

FAIRE DURER

Une fois les données interprétées, traduire les analyses en procédures exploitables dans l'entreprise représente un autre défi. Sans procédure adaptée pour mettre en œuvre les résultats, les bénéfices de la phase d'analyse peuvent être perdus. On peut être tenté d'envoyer les données dans une « boîte noire » qui recrachera la réponse finale, supprimant ainsi toute proximité avec la logique qui la sous-tend.

Toute « boîte noire » est vouée à terme à l'échec. On rejette généralement ce que l'on ne comprend pas et les personnes concernées finissent par ne plus se sentir responsables des résultats. Les dirigeants, eux, s'attendent à voir les responsables commerciaux répondre à leurs questions sur les résultats, ils considéreront avec méfiance des solutions qui ne sont pas accompagnées d'explications et les rejeteront.

De telles analyses combinent résultats chiffrés et interprétation humaine. Tout « l'art » de l'approche décrite ici est de mêler harmonieusement ces deux composantes. Quand ce type de coordination fonctionne, les résultats peuvent être révolutionnaires.

Prenons l'exemple du jeu d'échecs et d'une série de matchs célèbres illustrant la puissance du

partenariat entre les outils informatiques et leurs utilisateurs (voir l'illustration 10).

En 1997, le grand maître des échecs Garry Kasparov affronta le superordinateur Deep Blue d'IBM et fut battu. Un jour sombre pour le genre humain... Quelques années plus tard, Hydra, un superordinateur amélioré bénéficiant d'une puissance de calcul encore plus élevée, fut opposé à plusieurs grands maîtres des échecs auxquels on avait donné accès à un ordinateur personnel. Travaillant en binôme avec leur ordinateur, plusieurs d'entre eux parvinrent à battre Hydra. Plus fascinant encore, quand une série de matchs ultérieurs opposa ces grands maîtres des échecs équipés d'ordinateurs personnels à des amateurs également munis d'ordinateurs, les amateurs eurent l'avantage !

Ce que nous enseignent ces tournois est que les meilleurs résultats surviennent quand l'homme s'appuie sur des outils informatiques et qu'ils « collaborent ». À eux deux, ils dominent alors largement tant le calcul pur que les solutions 100 % humaines. Pas plus qu'un superordinateur ne peut assimiler totalement les intuitions d'un grand-maître des échecs, un grand maître des échecs ne peut égaler la puissance de calcul de Deep Blue ou d'Hydra. Il faut les deux pour battre les superordinateurs.

En outre, un amateur et son PC peuvent l'emporter sur un grand maître des échecs également équipé d'un PC, même si cette dernière équipe a été capable de battre Hydra. Ceci s'explique par le fait qu'un amateur est plus disposé à se fier aux informations de son ordinateur et à accepter ses propres limites qu'un champion, tenté de passer outre les résultats de l'ordinateur à son propre détriment.

De la même manière, les mises en œuvre les plus réussies du « big data » sont celles dans lesquelles les utilisateurs travaillent en harmonie avec l'outil informatique. Pour ce faire, ces utilisateurs doivent

être bien formés et les outils doivent être conçus de manière à communiquer à interagir avec les utilisateurs.

La formation des utilisateurs ne doit pas s'arrêter à la documentation fournie avec l'outil et doit passer par des tests de qualification. Une technique efficace consiste à demander aux futurs utilisateurs de faire une présentation expliquant l'outil informatique à un panel, ce qui suppose une connaissance bien plus approfondie que de répondre à un simple questionnaire. Une formation de cette nature permet également de s'assurer que les résultats obtenus avec le nouveau système seront présentés clairement à la direction, avec une compréhension réelle de la logique qui les sous-tend.

De la même manière, des outils sur mesure et intuitifs permettront aux utilisateurs d'être mieux informés. Votre système doit être conçu pour soutenir le joueur d'échecs amateur de l'exemple cité plus haut, car cette équipe est celle qui finira par remporter le tournoi global.

CONCLUSION

Pour optimiser son assortiment en utilisant le « big data », il convient de garder quelques points clés à l'esprit :

- Vous possédez déjà les données les plus utiles (selon toute probabilité).
- L'outil doit s'adapter à vos procédures, et non l'inverse.
- La discipline s'impose quant au respect des procédures, pour ne pas passer à côté d'un élément évident.
- Avec les technologies actuelles, rapidité ne rime plus avec faiblesse et « bon marché » ne signifie plus « fragile ».
- Confronté au choix entre l'art et la science, choisissez les deux.

Illustration 10 : Duels aux échecs



À PROPOS D'OLIVER WYMAN

Oliver Wyman est un leader mondial du conseil en direction générale qui combine des connaissances approfondies des différents secteurs d'activité avec une expertise reconnue en matière de stratégie, d'opérations, de gestion du risque et de transformation organisationnelle.

Dans le secteur de la distribution et des biens de consommation, nous nous appuyons sur une connaissance client stratégique inégalée et sur des techniques analytiques de pointe pour offrir les meilleurs résultats à nos clients. Nous comprenons parfaitement les clés de succès d'un distributeur : une attention constante portée sur le client, une recherche permanente de l'excellence dans l'exécution et une motivation continue d'améliorer ses compétences. Notre approche unique, basée sur l'expérience, nous permet depuis plus de 20 ans d'aider les distributeurs à construire leur futur.

www.oliverwyman.com

CONTACTS

JAMES BACOS

Global Retail Practice Leader
james.bacos@oliverwyman.com
+49 89 939 49 441

WAI-CHAN CHAN

Global Consumer Goods Practice Leader
wai-chan.chan@oliverwyman.com
+852 2201 1700

NICK HARRISON

Global Retail Practice Co-Leader
nick.harrison@oliverwyman.com
+44 20 7852 7773

SIRKO SIEMSSSEN

Global Retail Practice Co-Leader
sirko.siemssen@oliverwyman.com
+49 89 939 49 574

RICHARD MCKENZIE

Retail & Consumer Goods Practice Lead – Asia
richard.mckenzie@oliverwyman.com
+852 2201 1700

FRANCOIS AUBRY

Retail & Consumer Goods Practice Lead – France
francois.aubry@oliverwyman.com
+33 1 4502 3388

RAINER MUENCH

Retail & Consumer Goods Practice Lead – Germany
rainer.muench@oliverwyman.com
+49 160 621 8210

COEN DE VUIJST

Retail & Consumer Goods Practice Lead – The Netherlands
coen.devuijst@oliverwyman.com
+31 20 541 9790

JEREMY SPORN

Retail & Consumer Goods Practice Lead – North America
jeremy.sporn@oliverwyman.com
+1 646 249 0517

MARIA MIRALLES

Retail & Consumer Goods Practice Lead – Iberia
maria.miralles@oliverwyman.com
+34 615 036 406

NORDAL CAVADINI

Retail & Consumer Goods Practice Lead – Switzerland
nordal.cavadini@oliverwyman.com
+41 44 553 37 64

ANDREW GLOVER

Retail & Consumer Goods Practice Lead – UK
andrew.glover@oliverwyman.com
+44 20 7852 7770

Copyright © 2017 Oliver Wyman. Tous droits réservés.