

Tendances des modèles d'optimisation de la gestion des forces de vente

Sönke Albers ^{une*}, Kalyan Raman ^b et Nick Lee ^c

^{une} Université Kühne Logistics, Großes Grasbrook 17, 20457 Hambourg, Allemagne; ^b École Medill de journalisme, médias, intégré

Communications marketing, Northwestern University, Evanston, IL 60208, États-Unis; ^c École de commerce et d'économie,

Université de Loughborough, Leicestershire LE11 3TU, Royaume-Uni

(Reçu le 11 mars 2015; accepté le 19 août 2015)

Au cours du dernier demi-siècle, des progrès importants ont été réalisés dans la direction du comportement des forces de vente grâce à l'utilisation de modèles d'optimisation et de décision. Le présent document présente à la fois l'état de l'art actuel en matière de modélisation de la décision des forces de vente, et discute également des questions et tendances clés de la modélisation contemporaine pertinentes pour les chercheurs des forces de vente. L'article commence par explorer les concepts critiques concernant l'estimation de la fonction de réponse aux ventes, puis examine les problèmes critiques d'endogénéité, d'hétérogénéité et de variation temporelle auxquels sont confrontés les modélisateurs dans cette tâche. Des approches modernes pour traiter ces questions sont présentées. Nous discutons ensuite des domaines importants concernant la recherche de solutions modèles, y compris la forme fermée par rapport à la simulation, et l'optimisation par rapport aux solutions heuristiques. Le document passe ensuite aux domaines d'importance pratique où les modèles peuvent aider, notamment la planification des appels, la taille de la force de vente, l'allocation du territoire et la conception de la rémunération. Enfin, nous discutons des tendances qui auront probablement un impact sur la modélisation des forces de vente dans les années à venir, y compris l'utilisation du Big Data et de l'exploration de données, la rupture possible de la rationalité, l'essor d'Internet et des médias sociaux, et le potentiel de la modélisation basée sur les agents .

Mots clés: gestion de la force de vente; optimisation; modèle; la modélisation

Au cours des 50 dernières années, des progrès substantiels ont été accomplis vers une meilleure compréhension du comportement des forces de vente, avec un accent important sur le soutien à la réflexion et à la structuration des problèmes par les directeurs des ventes. C'est une façon d'aider les directeurs des ventes à prendre les décisions stratégiques très complexes inhérentes à leur rôle; telles que la compensation avec des récompenses monétaires ou non monétaires, la supervision ou le contrôle des vendeurs et la formation du comportement d'interaction avec les clients. Une autre façon d'aider les directeurs des ventes consiste à étudier les problèmes de décision qui n'ont pas de réponse stratégique, mais impliquent plutôt les compromis nécessaires entre les ressources. Est-il, par exemple, préférable de faire appel à un client pour la cinquième fois par rapport à la visite d'un nouveau client pour la première fois? Avons-nous besoin de plus de vendeurs qui peuvent faire plus de ventes, mais entraînera également plus de coûts? Est-il préférable de stimuler l'activité de la force de vente en augmentant le taux de commission, avec l'augmentation des coûts associée? Dans le cas de tels compromis,

la gestion des ventes

le problème est celui de la modélisation d'optimisation.

À ce stade, une distinction clé à faire est entre les modèles visant à soutenir une décision spécifique ou un ensemble de décisions à prendre par les directeurs des ventes praticiens, par rapport à ceux qui sont plus généraux, et visant à expliquer certains phénomènes du monde réel. Un exemple récent d'un modèle principalement explicatif *Journal of Personal Selling & Sales Management* est Kuruzovich (2013). Bien qu'il existe peu d'exemples de véritable optimisation

modèles ces dernières années de JPSSM, Dustin et Belasen (2013) présentent un modèle économétrique qui pourrait être interprété comme un modèle d'optimisation de compensation. Des modèles de type optimisation pertinents pour la gestion des forces de vente apparaissent cependant dans d'autres revues de marketing (par exemple Fischer et al. 2011 ; Bagh et Bhargava 2013 ; Simester et Zhang 2014). La différence entre l'optimisation et l'explication est parfois évoquée selon que le but du modèle est la prédiction empirique ou l'explication causale. Bien qu'il y ait un certain chevauchement entre les deux approches, c'est une erreur courante de supposer qu'elles sont une seule et même chose (Shmueli 2010). Certes, le seul but explicatif peut être suffisant au sens scientifique. Cependant, si nous voulons que les modèles soient réellement utilisés par les directeurs des ventes praticiens, ils doivent être capables d'avoir au moins une certaine capacité à faire des prédictions utiles. Ce choix devrait avoir un impact sur la conception et la conduite de la recherche en modélisation tout au long, plutôt que d'être envisagé uniquement à la fin. En tant que tel, nous limitons notre discussion dans ce document aux modèles qui visent à optimiser les décisions de la force de vente.

La modélisation de l'optimisation des forces de vente a une longue histoire de publication (voir Albers et Mantrala 2008 ; Zoltners, Sinha et Lorimer 2008 , pour une revue complète) dans des domaines aussi divers que l'économie, la science de la gestion, la recherche opérationnelle et le marketing. Cependant, le sujet apparaît beaucoup moins fréquemment *Journal de vente personnelle et*

* Auteur correspondant. Email: soenke.albers@the-klu.org

Gestion des ventes et de nombreuses autres revues qui publient la majorité des recherches sur les forces de vente et qui sont lues par une grande proportion de chercheurs axés sur les ventes. Ainsi, il se pourrait qu'une grande partie des bourses de vente ne soient pas au courant des développements et des tendances passionnantes de la modélisation de la décision des forces de vente qui fournissent à la fois des informations sur les problèmes clés des forces de vente et des opportunités de contributions majeures à la recherche.

En fait, même dès les années 1970, Lodish (1971) eu offrait déjà son système CALLPLAN pour optimiser le nombre d'appels à travers la clientèle et prendre des décisions concernant la taille de la force de vente. Dans le même temps, Hess et Samuels (1971) ont développé leur modèle GEOLINE permettant de déterminer des territoires de vente équilibrés. La rémunération de la force de vente a également suscité un intérêt précoce important, bénéficiant du développement de la théorie principal-agent pour dériver des contrats optimaux du point de vue de l'entreprise (principal) compte tenu d'un certain comportement du vendeur (agent), en fonction du niveau monétaire récompenses (Basu, Lal, Srinivasan et Staelin 1985). Cependant, il a fallu attendre Mantrala, Sinha et Zoltners (1994) travail que les plans de rémunération réels ont été conçus sur la base de modèles d'optimisation.

Le présent article vise à attirer l'attention des chercheurs en vente sur un certain nombre de tendances clés et de domaines potentiels dans les modèles de décision des forces de vente. Ces tendances (voir également Jones et al. 2005) correspondent à des tendances similaires dans divers autres domaines de la recherche marketing et offrent à la fois des défis et des opportunités aux chercheurs en vente. Nous commençons par une brève discussion des obstacles potentiels à l'utilisation du modèle de décision des forces de vente. Suite à cela, nous fournissons des détails sur les développements importants concernant les fondamentaux de la modélisation de la décision des forces de vente; à savoir, l'estimation de la fonction de réponse aux ventes dans la section 2 , comment trouver des solutions appropriées dans la section 3 , problèmes concernant les domaines clés des décisions des forces de vente dans la section 4 , et les développements environnementaux ayant un impact sur la modélisation des forces de vente dans la section 5 . Figure 1 visualise le déroulement de la discussion. Bien sûr, bon nombre de ces développements peuvent être consultés individuellement dans divers autres articles, mais n'ont jamais été abordés de manière exhaustive dans la littérature sur la gestion des ventes, et en particulier pas dans le Journal of Personal Selling & Sales Management. Enfin, nous tirons des conclusions et des orientations pour les travaux futurs sur les modèles de décision des forces de vente.

1. Quels sont les obstacles à l'appui des décisions?

Soutenir les décisions des directeurs des ventes est un défi. De nombreux directeurs des ventes sont bons en communication et en vente, mais moins sont particulièrement bien formés en planification quantitative. Cependant, si une entreprise veut améliorer son allocation de la ressource rare de ses vendeurs, les décisions basées sur un raisonnement simple ou un sentiment d'intestin sont

manifestement inférieur à ceux soutenus par de bons modèles (par exemple Fudge et Lodish 1977 ; McIntyre 1982). Cependant, ce support n'est pas une tâche simple car les fonctions de réponse aux ventes sont souvent quelque peu stochastiques, de sorte que le directeur des ventes doit développer une certaine connaissance de la valeur des fonctions de réponse aux ventes incertaines comme base pour l'allocation des ressources. En tant que chercheurs, nous devons donc trouver la meilleure façon d'estimer ces fonctions afin qu'elles puissent être utilisées à des fins de décision (par exemple Hanssens, Parsons et Schultz 2011 ; Leeflang et al. 2015). Cela peut impliquer l'estimation des valeurs des paramètres des fonctions de réponse aux ventes qui sont les meilleures pour les décisions d'allocation, même si elles ne suivent pas les procédures d'estimation statistique les plus sophistiquées.

En particulier, les managers sont souvent moins intéressés par le véritable optimum que par les améliorations facilement réalisables. Si les solutions optimales sont basées sur des calculs mathématiques complexes, la probabilité que les directeurs des ventes adoptent de telles solutions est faible (Albers 2012). De plus, les optima ont tendance à être extrêmes, tandis que les allocations de ressources des praticiens sont souvent nécessairement moins extrêmes. En effet, les praticiens prennent également en compte plusieurs autres aspects qui ne sont généralement pas modélisés. Ainsi, il pourrait être plus utile de travailler avec des heuristiques, dont la justification peut être plus facilement compréhensible pour les praticiens et qui conduisent toujours à des améliorations substantielles (même si ce ne sont pas de vrais optima). Cela implique que les chercheurs devraient passer du temps à étudier des heuristiques plus simples qui sont compréhensibles mais conduisent toujours à de très bonnes solutions (comme dans Fischer et al. 2011).

2. Estimation d'une fonction de réponse aux ventes

2.1. Estimations subjectives versus estimation économétrique

Afin de pouvoir travailler avec des fonctions de réponse aux ventes reliant les ventes aux efforts de vente tels que les appels de vente, nous devons estimer une fonction qui montre les ventes réalisables pour un niveau d'appel particulier. Malheureusement, cela est plus ou moins impossible à réaliser, car l'entreprise n'a peut-être réalisé dans le passé qu'un seul niveau d'appel (par exemple). Ainsi, nous ne connaissons qu'un seul point de la fonction de réponse alors que nous devons connaître la forme entière.

Pour résoudre ce problème, les premiers chercheurs ont recommandé l'estimation subjective des fonctions de réponse aux ventes telle que préconisée par Little (1970). L'idée était que les décisions concernant la réponse des ventes devaient être basées sur la meilleure connaissance disponible de ceux qui devaient prendre la décision. Dans ce cas, le chercheur doit en quelque sorte extraire les connaissances subjectives pertinentes du gestionnaire, car sur la base de ces connaissances, on est en mesure de déduire la répartition optimale à l'aide de l'optimisation mathématique. Fudge et Lodish (1977) a montré, à l'aide d'une expérience sur le terrain, que

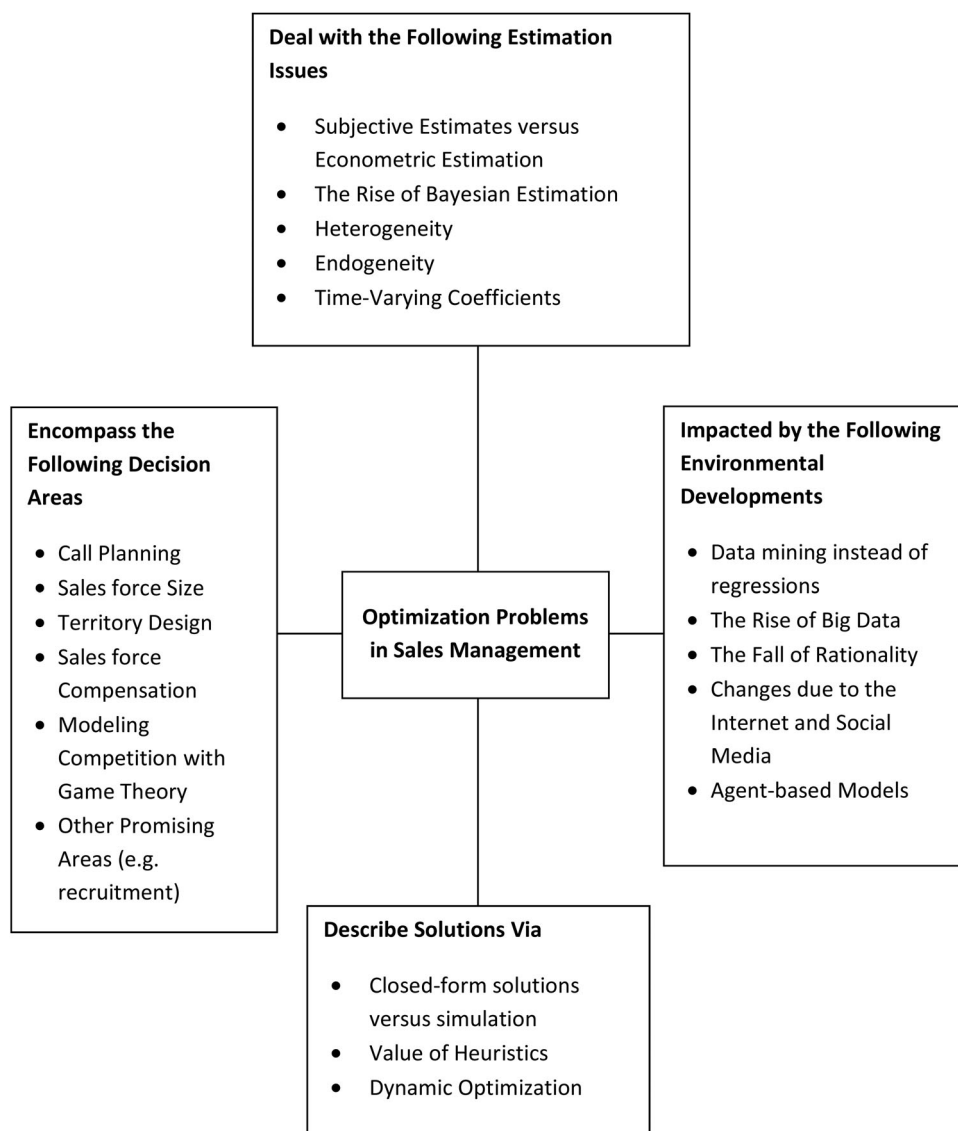


Figure 1. Sujets abordés.

les estimations subjectives sont suffisantes pour améliorer la recherche sur la répartition de l'effort de vente.

Cependant, au cours des dernières années, les chercheurs ont favorisé l'estimation économétrique des fonctions de réponse sur la base des observations réelles. Cela implique que nous pouvons regrouper les observations pour pouvoir estimer une fonction de réponse aux ventes à partir d'un échantillon d'observations parmi les vendeurs et / ou les clients. Bien sûr, cela ne peut être fait que si nous supposons l'homogénéité des réponses des ventes, ce qui est discutable. En outre, des données plus volumineuses et plus riches sont devenues disponibles, principalement sous la forme de panneaux sur les clients et l'heure. Cela fournit des observations suffisantes pour que les paramètres des fonctions de réponse puissent être estimés. De plus, les techniques d'estimation sont passées de techniques purement transversales à des estimations de données de panel avec des valeurs de paramètres idiosyncratiques non seulement de la constante (effets fixes ou aléatoires), mais aussi de l'influence d'indépendants

des variables telles que le nombre d'appels (modèles à coefficient aléatoire). Ainsi, le succès des modèles d'aide à la décision dépend fortement d'une estimation appropriée des valeurs des paramètres sous-jacents d'une fonction de réponse aux ventes. En conséquence, les chercheurs doivent s'informer **des techniques qui conviennent à cette tâche (Skiera et Albers 2008)**.

2.2. La montée de l'estimation bayésienne

La compréhension de l'estimation de la réponse des ventes est devenue de plus en plus difficile au fil du temps. Alors que l'estimation économétrique des paramètres de réponse qui correspondent le mieux à un ensemble d'observations a longtemps été à la pointe de la technologie, l'estimation bayésienne est de plus en plus utilisée (voir Zyphur et Oswald 2015, pour une introduction). L'approche bayésienne est significativement différente de l'approche statistique plus classique (qui est appelée l'approche fréquentiste).

Les statistiques Frequentist sont basées essentiellement sur la probabilité empirique, ou fréquence, en supposant qu'un modèle donné est vrai. L'approche bayésienne considère cela intenable, car il est basé sur l'idée quelque peu circulaire de tester si un modèle est correct, sous l'hypothèse précédente qu'il l'est. L'analyse bayésienne renverse essentiellement cette logique d'inférence, en fournissant une déclaration sur la façon dont on pense que le monde fonctionne, sur la base des données observées (qui selon les Bayésiens, c'est la façon dont la plupart des analystes pensent de toute façon). L'analyse bayésienne a été prohibitive sur le plan des calculs jusqu'à récemment, mais avec l'avènement des méthodes Markov Chain Monte Carlo et l'augmentation de la puissance informatique, l'analyse bayésienne est à la portée de la plupart des chercheurs, en particulier depuis que les codes d'application téléchargeables sont devenus répandus (par exemple Rossi, Allenby et McCulloch 2005)

) L'analyse bayésienne commence par une distribution antérieure qui quantifie la connaissance préalable des valeurs des paramètres. La distribution antérieure peut être soit informative (basée sur des résultats et une théorie antérieurs), empirique (basée sur des données observées), soit non informative (basée sur aucune connaissance ou croyance antérieure). Le choix d'un a priori est l'un des problèmes les plus controversés de l'analyse bayésienne, et les modélisateurs utilisant cette technique doivent s'assurer que leur choix est justifié, bien qu'avec des échantillons de grande taille, le choix a priori ait moins d'influence. Les modèles bayésiens donnent des résultats en termes de distribution postérieure des estimations, qui est la distribution de probabilité conditionnelle de paramètres inconnus compte tenu des données observées. Il semble certainement probable que pour faire des progrès significatifs dans la compréhension et le soutien des décisions des forces de vente, nous devons nous tourner davantage vers les approches bayésiennes que nous ne le faisons actuellement. Cependant, les approches bayésiennes présentent des défis, en particulier en termes de complexité de mise en œuvre (par rapport aux méthodes fréquentistes classiques sur lesquelles la plupart des chercheurs et des gestionnaires sont formés), ainsi que d'interprétation des résultats (ce qui peut entraîner des problèmes de mise en gestionnaires). Il peut également être difficile pour les gestionnaires (et les chercheurs) d'accepter que les résultats des modèles bayésiens dépendent des antérieurs, et donc le même modèle peut conduire à des résultats différents même sur les mêmes données. C'est pourquoi de nombreuses applications bayésiennes fonctionnent avec des a priori non informatifs, ce qui semble quelque peu contraire à la philosophie de l'estimation bayésienne. Cependant, les avantages des modèles bayésiens sont susceptibles de devenir une partie importante de la modélisation des forces de vente à l'avenir.

Une condition préalable à l'importance croissante des méthodes bayésiennes est la disponibilité d'un logiciel standard. Alors que les applications précédentes dans la gestion des forces de vente par **Manchanda et Chintagunta (2004)**, **Manchanda, Rossi et Chintagunta (2004)**, **Dong, Manchanda et Chintagunta (2009)**, **Montoya, Netzer et Jedidi (2010)** ont été réalisées avec des logiciels auto-développés, il est important de travailler avec des logiciels généralement disponibles, dont l'exactitude peut être vérifiée. Un tel logiciel est disponible avec le logiciel Hierarchical Bayes de Sawtooth

(<http://www.sawtoothsoftware.com/products/advancedanalytical-tools/hb-reg>) et le logiciel accessible au public Bayesm (utilisant le logiciel R: Rossi, **Allenby et McCulloch 2005**). Un autre obstacle à l'acceptation des méthodes bayésiennes est que la solution peut dépendre d'autant de paramètres de modèle et de logiciel qui sont rarement reproductibles par quelqu'un qui n'est pas aussi bien informé que le modélisateur, ou d'autres partisans bien informés de Bayes. Pire, ces détails sont souvent mal rapportés dans la recherche basée sur le modèle bayésien, ou pas du tout rapportés. Sans améliorations à cet égard, les méthodes bayésiennes resteront un créneau universitaire plutôt spécialisé, plutôt qu'un outil utile pour les chercheurs et les gestionnaires de force de vente.

2.3. Problèmes clés: hétérogénéité, endogénéité, coefficients de temporisation

L'estimation de la fonction de réponse des ventes est difficile car les fonctions de réponse (a) peuvent être différentes pour chaque client (appelée hétérogénéité), (b) ne fonctionnent pas avec de vraies variables indépendantes car elles sont définies selon un calcul d'optimisation (appelé endogénéité), et (c) peut varier dans le temps (coefficients variant dans le temps). Ces trois problèmes sont importants, car en leur présence, les valeurs des paramètres sont biaisées et ne sont donc plus utilisables pour l'aide à la décision.

2.3.1. Hétérogénéité

Contrairement à son utilisation comme référence aux différences de capacité des agents dans la modélisation de la rémunération des forces de vente, la définition de **l'hétérogénéité au sens général de la modélisation est " toutes les variables omises et non mesurables " dans un processus comportemental / décisionnel d'intérêt (Leszczyc et Bass 1998, 95)**. **L'hétérogénéité est importante pour tous les modélisateurs. Par exemple, les agents de vente diffèrent dans leurs réponses aux activités et initiatives de gestion des ventes de la même manière que les consommateurs diffèrent dans leur réponse aux activités de marketing. Les variables potentielles à l'origine de ces différences peuvent inclure leurs comportements ou habitudes antérieurs, leurs caractéristiques démographiques ou psychologiques, leurs préférences et de nombreux autres facteurs.**

L'hétérogénéité peut être observée ou non observée. L'hétérogénéité observée est celle qui peut être capturée au niveau individuel, par exemple en modélisant des variables individuelles spécifiques (par exemple Leszczyc et **Bass 1998**). **Cependant, comme Allenby et Rossi (1999), il n'est généralement pas pratique de collecter suffisamment de données auprès des individus pour observer toute (voire la majorité) de l'hétérogénéité de la population, et il semblerait qu'une certaine hétérogénéité soit par nature inobservable. En supposant qu'au moins une certaine hétérogénéité ne sera pas observée, la principale préoccupation des modélisateurs est le niveau d'agrégation approprié pour le modèle, qui est à son tour couplé avec l'objectif réel du modèle. Au niveau d'agrégation le plus élevé, on regroupe les données sur l'ensemble de l'échantillon et une seule vente**

la fonction de réponse est estimée. Bien que cela puisse donner un sentiment général sur l'efficacité d'une force de vente, cela ne peut pas être appliqué pour les décisions d'allocation réelles. Le chercheur peut également modéliser au niveau du segment, où l'hétérogénéité est considérée comme suffisamment décrite par l'appartenance au segment. Enfin, on peut modéliser au niveau individuel, où les paramètres sont estimés séparément pour chaque unité de décision individuelle. Il est clair que les capacités du modèle à prendre en compte l'hétérogénéité augmentent à mesure que l'on passe des modèles agrégés aux modèles individuels. Cependant, les exigences d'estimation des données et des paramètres augmentent également, peut-être au point où il devient difficile de modéliser l'hétérogénéité au niveau individuel dans de nombreux cas.

Cependant, avec l'augmentation moderne de l'accès aux grands ensembles de données de panel, les possibilités de modélisation de la force de vente augmentent et les modélisateurs sont en mesure de prendre des décisions basées moins sur la praticité d'un modèle donné, mais plus sur sa pertinence théorique et technique. Dans cette optique, une autre façon de penser l'hétérogénéité consiste à déterminer si l'hypothèse d'effet fixe est viable. Si l'on peut supposer que l'hétérogénéité individuelle [du groupe] est corrélée avec les variables prédictives (que la plupart des économétriciens considèrent comme viables dans presque tous les cas), un modèle à effets fixes est possible. Dans ce cas, des variables muettes peuvent être utilisées pour représenter des individus [groupes], et ainsi contrôler l'hétérogénéité au niveau pertinent. Les modèles à effets aléatoires (parfois appelés modèles multiniveaux ou mixtes) nécessitent en revanche l'hypothèse que l'hétérogénéité n'est pas corrélée avec les variables prédictives. Les économistes considèrent souvent cette dernière comme très irréaliste et ont tendance à privilégier l'approche à effets fixes, où l'hétérogénéité est simplement traitée comme une nuisance. À l'inverse, il semble que les chercheurs dans des domaines tels que le marketing soient souvent attirés par des modèles à effets aléatoires, qui peuvent modéliser des effets de niveau supérieur tels que l'appartenance à un groupe, ou des facteurs invariants dans le temps (par exemple, des caractéristiques personnelles stables), et peuvent également être utilisés au niveau individuel. Les données sont plutôt rares (par exemple Fischer et Albers 2010).

Au sein des ventes, l'approche de modélisation à plusieurs niveaux s'est avérée populaire auprès d'un certain nombre de chercheurs, bien que de tels modèles n'aient pas été utilisés à des fins de décision ou d'optimisation (par exemple Wieseke, Homburg et Lee 2008 ; Samaha, Palmatier et Dant 2011 ; Wieseke et al. 2008). Dans le cadre des effets aléatoires, un certain nombre d'approches pour modéliser l'hétérogénéité non observée sont disponibles, y compris diverses méthodes de regroupement (DeSarbo et al. 1997), ou une approche par mélange fini / classe latente (Wedel et al. 1999). De telles approches peuvent être utilisées dans la modélisation des forces de vente pour (par exemple) tenir compte de l'hétérogénéité en modélisant différentes "groupes" des vendeurs, comme en témoignent Kumar, Sunder et Leone (2014). Kumar, Peterson et Leone (2013) montrent également que l'analyse de classe latente peut être utilisée pour fournir une indication de l'étendue de l'hétérogénéité au niveau du groupe dans un modèle, et

en tant que tel, si l'on peut agréger l'ensemble de données à juste titre ou non. Cela semblerait une approche potentiellement utile, bien que la question de l'hétérogénéité au niveau individuel puisse rester ouverte ici.

On peut également modéliser l'hétérogénéité non observée en utilisant une approche qui place les distributions de probabilité sur les paramètres, dans ce qu'on a appelé un modèle de mélange continu. Des modèles de coefficients aléatoires tels que celui présenté à Narayanan, Desiraju et Chintagunta (2004) obligent le chercheur à assumer la forme de la distribution (souvent considérée comme normale) et sont également exigeants en termes de calcul. Allenby et Rossi (1999) suggèrent qu'une approche bayésienne hiérarchique de la modélisation de mélange continu est plus flexible et moins exigeante que les approches classiques de mélange continu, et est également supérieure aux méthodes de mélange fini car elle est capable de fournir des estimations au niveau individuel plutôt que de simplement modéliser l'hétérogénéité des groupes, bien que Wedel et Kamakura (2000) suggèrent également que la probabilité qu'un individu appartienne à une classe latente peut être utilisée pour dériver des estimations individuelles. Ces méthodes ont été utilisées dans la modélisation des préférences des consommateurs, mais ne semblent pas encore avoir été utilisées de manière significative dans le contexte de la gestion des forces de vente. Cela peut être dû au fait que, comme Albers et Mantrala (2008) suggèrent que les directeurs des ventes ne sont pas à l'aise avec les paramètres hétérogènes à moins qu'ils ne puissent en voir clairement la raison (c'est-à-dire une hétérogénéité observable plutôt que non observable).

2.3.2. Endogénéité

L'estimation des fonctions de réponse aux ventes nécessite que les variables indépendantes, telles que le nombre d'appels de vente, soient exogènes, c'est-à-dire qu'elles sont vraiment indépendantes, plutôt que dépendantes d'autre chose. Par exemple, dans une situation de gestion des ventes où nous souhaitons modéliser l'impact des appels de vente sur la performance des ventes, nous sommes confrontés à la situation que les appels de vente sont généralement plus élevés pour les clients à fort potentiel que pour les clients à faible potentiel. À ce titre, nous observons un comportement déjà optimisé du côté des commerciaux (ils font davantage appel aux clients à fort potentiel qu'aux clients à faible potentiel). Ce comportement stratégique non aléatoire (Manchanda, Rossi et Chintagunta 2004) implique que les appels de vente dépendent du potentiel du client et sont donc quelque peu corrélés avec le terme d'erreur dans le modèle. En d'autres termes, il existe une variable non observée qui influence à la fois le prédicteur et la variable dépendante dans un modèle. Cette situation, qui peut généralement être démontrée, est appelée endogénéité et peut potentiellement biaiser les estimations des paramètres des variables indépendantes. L'endogénéité peut également être causée par une erreur de mesure dans les prédicteurs, une causalité inverse et l'influence des variables passées non observées (de sorte qu'une variable prédictive peut être exogène dans une période de temps, mais endogène dans une série chronologique), mais elle est le plus souvent discutée en termes de problème de biais variable omis. En fait, ce biais est

confirmé dans la méta-analyse des élasticités de vente par Albers, Mantrala et Sridhar (2010).

En principe, l'endogénéité peut être évitée en menant de véritables expériences avec affectation aléatoire. Cependant, dans la pratique, les directeurs des ventes sont réticents à s'engager dans des expériences où certains clients sont traités moins favorablement que d'autres, et nous devons donc généralement compter sur nos données existantes auprès des entreprises. Dans de telles situations, l'endogénéité peut être donnée et il est nécessaire que le modélisateur la gère. L'endogénéité peut être corrigée en instrumentant les variables marketing incluses à l'aide de variables fortement corrélées avec les variables prédictives du modèle mais pas avec la variable dépendante. Cependant, le succès de cette procédure dépend de la tâche souvent difficile de trouver des variables instrumentales exogènes appropriées. Des instruments non appropriés peuvent même entraîner une estimation pire (Rossi 2014). Par exemple,

les la pratique courante d'utiliser des variables quelque peu décalées n'est pas une **bonne idée (Rossi 2014)**. À Rossi " Selon l'avis, l'endogénéité est essentielle principalement pour les analyses transversales, tandis que les données du **panel varient tellement au sein d'une certaine unité d'analyse que - avec une estimation à effets fixes capturant l'hétérogénéité non observée - il n'y a aucun danger de biais d'endogénéité critique**. De plus, même lorsque les vendeurs suivent une certaine politique d'appel (par exemple, appeler les clients A 12 fois, les clients B 8 fois et le client C 4 fois par an), ils ne peuvent pas suivre cette politique dans chaque unité de temps plus petite. Bien que regroupées sur une année, on puisse observer un comportement stratégique suite à une politique d'appel, les observations par unité de temps plus petite ne présentent **généralement pas ce modèle mais sont beaucoup plus aléatoires (Albers 2012)** et ne doivent donc pas être traités. Un dernier problème avec la pratique courante de restauration de l'endogénéité en utilisant la régression des moindres carrés à deux et trois étapes mérite d'être mentionné; plus précisément, la régression de première étape, à savoir la régression de la variable endogène problématique (c.-à-d. le prédicteur prévu dans le modèle original) sur son instrument, n'est pas rapportée dans les publications. Dans ce cas, personne ne peut évaluer si les instruments étaient suffisamment bons. **Par conséquent, Albers (2012 , 117) demande l'exigence (R2): les articles devraient fournir un meilleur raisonnement pour le choix des variables instrumentales, un meilleur rapport des résultats de l'estimation de la première étape, des tests d'endogénéité et d'exogénéité dans le cas de plusieurs instruments concurrents et un comparaiso**n des estimations obtenues avec OLS simple et celles obtenues avec 2SLS ou la fonction de contrôle.

2.3.3. Estimation des paramètres variant dans le temps

Historiquement, les modèles d'allocation dynamique des ressources marketing supposent généralement que l'efficacité marketing est constante **en temps**. cependant, **en réalité, le marketing** l'efficacité peut varier au fil du temps, par exemple, les segments de consommateurs, les valeurs et les goûts changent avec l'âge des produits, et

le paysage concurrentiel ou les conditions économiques changent, rendant le marché agrégé moins ou plus réactif au fil du temps aux efforts de **marketing (par exemple Shankar 2009)**. Des études empiriques qui ont documenté l'efficacité variable dans le temps des instruments de marketing **incluent Parsons (1974), Winer (1979), Mahajan, Bretschneider et Bradford (1980), Erickson et Montgomery (1979), Naik, Mantrala et Sawyer (1998), Jedidi, Mela, Gupta (1999), Krishnamurthi et Papatla (2003)**. De plus, en raison de facteurs tels que l'inflation ou la déflation des prix des médias et / ou des intrants de matières premières, il peut y avoir des variations différentielles des coûts des communications et / ou des marges sur le bien (ou le service) vendu au fil du temps.

Il s'agit d'un problème sérieux et difficile pour la modélisation des forces de **vente. Gatignon et Hanssens (1987) a examiné un modèle de paramètres variant** dans le temps pour étudier les interactions marketing et développé une application à l'efficacité de la force de vente dans laquelle la fonction de réponse à l'effort de vente et à d'autres facteurs varie dans le temps. Ils estiment leur modèle par les moindres carrés généralisés (GLS). Cependant, GLS et les moindres carrés ordinaires (OLS) peuvent rencontrer des problèmes statistiques lorsque les paramètres varient dans le temps. Plus précisément, si les coefficients d'interception et d'efficacité du modèle changent continuellement au cours de l'intervalle de temps pendant lequel les données sont observées, le nombre de paramètres du modèle à estimer dans le cas de l'OLS dépassera le nombre d'observations.

Une façon de gérer ce problème est le filtrage de Kalman. Le filtre de Kalman résout le problème des degrés de liberté de la manière suivante. Premièrement, il sépare la dynamique du cadre dans l'évolution des états non observés qui sont liés aux données observées. Deuxièmement, la formulation d'état non observé peut être spécifiée pour saisir à la fois les aspects déterministes (par exemple une formulation AR (1)) ou stochastiques (par **exemple une formulation MA (1)) dans le coefficient β_{1t}**). Ensuite, il dérive la probabilité conditionnelle d'observer conjointement la séquence d'états non observés et les données observées, en décomposant la densité conjointe en produit de la densité conditionnelle et de la densité marginale. L'avantage de l'utilisation de la densité conditionnelle dans le filtre de Kalman est que la dépendance intertemporelle dans les données observées, induite par les paramètres variant dans le temps, est entièrement capturée sans perdre gravement les degrés de liberté, ce qui serait le cas si la densité marginale est utilisé (comme dans OLS). Les paramètres qui maximisent la probabilité sont **ensuite obtenus, suivis d'une inférence (voir Naik 1999 ; Kolsarici et Vakratsas 2010** pour des exemples d'estimation de réponse variable dans le temps basée sur **un filtre de Kalman dans le marketing, et Harvey 1994 , 104 - 107 pour une** description des récessions de Kalman).

De plus, les fonctions polynomiales du temps sont une classe flexible de modèles pour capturer la variation temporelle paramétrique. En plus de leur capacité à représenter de nombreux types de variation dans le temps, les polynômes sont particulièrement attrayants car un théorème bien connu en analyse mathématique, appelé

Théorème d'approximation de Weierstrass (Simmons 1963 , 153), prouve que toute fonction continue arbitraire peut être approchée aussi précisément que souhaité par un polynôme d'ordre suffisamment élevé. Bien sûr, dans la pratique, pour des raisons d'estimation parcimonieuse et pragmatique, l'ordre du polynôme doit équilibrer la précision de l'approximation avec des estimations de paramètres robustes et stables.

3. Trouver des solutions

Une fois la fonction de réponse aux ventes calibrée, l'optimisation du modèle de décision peut commencer. La section suivante traite des différents principes de solution, allant des solutions de forme fermée à l'optimisation numérique, l'heuristique et le contrôle dynamique. Fait intéressant, ces stratégies de solution deviennent beaucoup plus complexes si la concurrence doit être incluse, car elles nécessitent alors une approche théorique du jeu. Cela dit, bien que l'intégration de la concurrence soit importante si l'on traite au niveau le plus agrégé de toute l'entreprise, elle est moins pertinente pour les petites unités telles que les vendeurs, car les données sur la concurrence ne sont pas disponibles à un niveau aussi désagrégé. En conséquence, il est rare de trouver des modèles de force de vente qui fonctionnent avec la théorie des jeux. Le cas échéant,

3.1. Solutions de forme fermée versus simulation

La puissance de l'approche de construction de modèles analytiques est maximisée lorsque l'analyste est en mesure d'obtenir des solutions sous forme fermée. Bien que la définition exacte d'une solution de forme fermée ne soit pas convenue de manière concluante, une expression est généralement considérée comme une forme fermée si elle ne contient qu'un nombre fini de symboles, d'opérateurs arithmétiques et d'un petit nombre de fonctions communes (par exemple, logarithmes, exponentielles, etc.). Les solutions de forme fermée sont attrayantes pour plusieurs raisons: (1) elles sont esthétiquement attrayantes et mathématiquement élégantes, (2) elles sont faciles à mettre en œuvre et nécessitent très peu de code de programmation, et (3) elles fournissent des informations qui ne peuvent pas être obtenues via une solution numérique ou par des simulations (discutées ultérieurement). Cependant, dans la recherche de solutions sous forme fermée, l'analyste est confronté à un compromis difficile et important; si le modèle est suffisamment réaliste pour intégrer tous les aspects pertinents du problème, il peut être impossible de trouver une solution de forme fermée. Plus précisément, les solutions sous forme fermée nécessitent de faire des hypothèses simplificatrices et d'ignorer certains aspects du problème. Cependant, une simplification excessive se traduira par un modèle irréaliste, et les recommandations découlant d'un tel modèle peuvent ne pas être dignes de confiance, résultant en un modèle qui reste un non-implémentable

curiosité mathématique. Par conséquent, il est important que l'analyste résiste à la tentation de faire des hypothèses irréalistes sur les réalités du marché ou des consommateurs. Malheureusement, il n'y a pas de recommandations universelles sur la manière de faire ce compromis. **Chaque situation est différente et unique, faisant appel au modèleur " s jugement et sagesse, tout en tenant compte de la finalité scientifique et pratique du modèle.**

Une réponse à ce dilemme a été l'augmentation de la modélisation informatique (qui est également discutée plus tard, avec une référence spécifique aux modèles basés sur les agents). Lorsqu'une solution sous forme fermée est mathématiquement complexe, les informations sont difficiles à obtenir. Par exemple, en utilisant un logiciel de manipulation symbolique (par exemple Mathematica), il est possible de résoudre des problèmes non linéaires dans lesquels la solution optimale peut être une expression qui s'étend sur plusieurs pages. Dans de tels cas, la solution de forme fermée a peu de valeur pragmatique, et la seule façon d'obtenir des informations est de réaliser une optimisation numérique et d'exécuter des expériences de simulation informatique dans lesquelles les solutions numériques d'un problème sont obtenues pour faire varier systématiquement le paramètre d'entrée valeurs, puis soumis à une régression de surface où les variables dépendantes optimales sont régressées sur les valeurs variables des paramètres d'entrée. Étant donné que ces simulations dépendent des valeurs de paramètres choisies, ces simulations ne sont pas aussi concluantes que les solutions sous forme fermée mais constituent néanmoins un ajout précieux au modélisateur " s boîte à outils car les solutions de forme fermée peuvent être impossibles à trouver dans des problèmes caractérisés par des non-linéarités et des dynamiques complexes. Dans de tels cas, des simulations soigneusement conduites sur une large gamme de valeurs de paramètres réalistes peuvent donner un aperçu du problème de la force de vente et suggérer la ligne de conduite optimale. Basu, Lal, Srinivasan et Staelin (1985) appliquent une telle simulation, qu'ils appellent statique comparative, car leur solution de forme fermée doit être optimisée pour arriver à des plans de rémunération spécifiés numériquement. Bien sûr, cela s'applique à tout problème qui ne peut être optimisé que numériquement.

Bien qu'il semble y avoir peu ou pas de tradition de modèles d'optimisation qui dérivent des solutions de forme fermée JPSSM, il existe des exemples pertinents pour les ventes dans d'autres littératures. Par exemple, Lilien, Rao et Kalish (1981) analyser les problèmes d'optimalité dans la commercialisation d'un médicament éthique en tenant compte des détails (c.-à-d. de la vente) des efforts, de la publicité, du publipostage et d'autres éléments du marketing mix. Ils dérivent des expressions de forme fermée pour le niveau d'effort de détail dynamiquement optimal pour chaque période sur un horizon de planification fini, en supposant l'objectif de maximiser le bénéfice par période en régime permanent. Srinivasan (1981) montre avec une formule fermée que la politique de payer des commissions en pourcentage égal des marges brutes réalisées n'est pas, d'une entreprise " s perspective de maximisation du profit, la chose optimale à faire. En utilisant une approche d'agent principal, Kalra, Shi et Srinivasan (2003) analyser le système de rémunération optimal pour une offre d'entreprise maximisant les bénéfices

les mises à niveau des produits et montrent que le système d'incitation de la force de vente (consistant en un salaire, une commission ou une commission basée sur la satisfaction des consommateurs) peut inciter un vendeur à court terme à déformer la valeur de la mise à niveau. Ils montrent également qu'un vendeur à risque optimisé qui vend des produits à faible valeur de mise à niveau fera des réclamations plus élevées lorsque le taux de commission de vente est suffisamment élevé.

3.2. Valeur de l'heuristique

Il a été mentionné plus tôt que les gestionnaires sont en fait rarement intéressés par le véritable optimum, mais plutôt par des améliorations de **bénéfices facilement réalisables (Albers 2000b)**. De plus, si les solutions optimales sont basées sur des calculs mathématiques complexes, la **probabilité d'adopter de telles solutions est faible (Albers 2012)**. Surtout, les praticiens doivent comprendre la justification des solutions, car si quelqu'un est personnellement responsable de ses décisions (avec les conséquences qui en découlent pour ses primes et son travail), alors il ne voudra naturellement mettre en œuvre qu'une solution qu'il comprend pourquoi il devrait conduire à de meilleurs résultats. De plus, les gestionnaires doivent souvent évaluer des solutions à la lumière de considérations concurrentes qui ont été ou n'ont pas pu être modélisées. Ainsi, si nous voulons que les managers utilisent et tirent profit de nos recherches, nous devons réorienter nos tentatives de recherche de solutions optimales complexes vers le développement d'heuristiques plus simples, facilement compréhensibles mais conduisant toujours à de très bonnes solutions. Une telle heuristique a été développée par exemple par **Fischer et al. (2011)** qui montrent qu'un budget ou un effort total des commerciaux doit être alloué aux produits ou aux clients proportionnellement aux ventes prévues, à la marge, à l'élasticité de la fonction de réponse aux ventes et à la croissance attendue. Une application de cette heuristique chez Bayer AG a conduit à une amélioration substantielle. De plus, ils ont montré que l'heuristique conduit à l'optimum si elle est appliquée consécutivement sur des périodes. La même heuristique est applicable pour la répartition optimale de l'effort de vente entre les clients ou les segments. Bien que le véritable optimum n'ait pas été appliqué, un modèle implémenté utilisant une heuristique conduit à bien plus d'amélioration qu'un modèle optimisé non implémentable.

3.3. Optimisation dynamique

La situation des coefficients variant dans le temps décrite précédemment a également des implications importantes pour l'optimisation du modèle. Malheureusement, la littérature universitaire offre peu de directives normatives sur la façon dont l'efficacité variant dans le temps détermine les niveaux optimaux de marketing-mix et leur **répartition relative. Raman et al. (2012) s'attaquent à cette limitation des recherches** antérieures et dérivent des règles normatives basées sur des modèles pour une planification optimale des activités de commercialisation par une entreprise monopolistique en présence d'une efficacité variant dans le temps. Ils supposent un

extension à deux variables du célèbre modèle Nerlove-Arrow avec des paramètres d'efficacité variant dans le temps, et résoudre le rapport optimal des ressources marketing sur l'horizon de planification en appliquant de nouveaux **développements dans le contrôle optimal à horizon fini (Raman 2006)**. Ils montrent qu'il a une solution simple et fermée qui généralise la solution au modèle Nerlove-Arrow classique qui suppose des paramètres d'efficacité constants. Deuxièmement, la solution est complètement générale en ce qu'elle peut incorporer toute forme continue d'efficacité variant dans le temps des activités (par exemple, augmentations linéaires, sinusoidales, dépendantes de l'état, etc.).

4. Domaines de décision

4.1. Planification des appels

Il est intéressant de noter que les premiers modèles tels que CALLPLAN (**Lodish 1971**) ou CAPPLAN (**Albers 1996a**) a tenté d'optimiser le nombre d'appels (effort de vente) pour un ensemble donné de clients, tandis que la majorité des nouveaux modèles ont été développés pour le ciblage des clients - c'est-à-dire, décider quels clients visiter (par exemple **Manchanda, Xie et Youn 2008** ; **Dong, Manchanda et Chintagunta 2009**). Bien sûr, le ciblage est important tant que les clients n'ont pas été contactés du tout. Cependant, à plus long terme, une question plus urgente est de savoir si les clients doivent être visités à plusieurs reprises.

Des modèles d'allocation pour le cas de visites répétées se sont développés au fil du temps à partir de modèles supposant des fonctions de réponse en forme de s aux fonctions concaves. En fait, **Mantrala, Sinha et Zoltners (1992)** montrent que pour les réponses quelque peu agrégées (comme pour les groupes ou segments de clients), la réponse est toujours concave. De plus, dans un contexte de visites répétées, peu importe que la solution soit entière ou non. Bien sûr, il est alors beaucoup plus facile de trouver des solutions optimales. Il est également important d'intégrer l'aspect **géographique des visites dans les circuits (voir Albers et Mantrala 2008)**. Alors que **Lodish (1971)** a suggéré d'exiger autant de circuits que dans une certaine unité de couverture des ventes, un seul client est visité (ce qui **complique le problème**), **Skiera et Albers (1998)** a proposé une approximation où le temps de trajet moyen par appel pour un client individuel est calculé puis ajouté lors de la détermination de l'allocation optimale. Cette hypothèse plus réaliste facilite considérablement le calcul **d'une allocation optimale. Sinha et Zoltners (2001)** fournissent des informations sur la mise en œuvre de ces modèles.

Un problème qui mérite particulièrement d'être noté est que tous les modèles discutés ci-dessus fonctionnent avec les visites comme variables indépendantes, tandis que les vendeurs pensent en termes de fréquences (nombre de visites par client visité) et de couverture (nombre de clients visités sur la base complète de prospects et clients). En tant que tels, les modèles existants ne sont pas en mesure de saisir le compromis entre le ciblage / la couverture (c'est-à-dire les premières visites) et la fréquence (c'est-à-dire les visites répétées).

4.2. Taille de la force de vente

Auparavant, la taille de la force de vente était principalement optimisée en agrégeant les résultats de l'effort d'appel optimal sur les clients (Lodish 1980 ; Lodish et al. 1988). Cependant, il est également possible de dériver le budget optimal pour une force de vente, et donc sa taille, à l'aide du théorème de Dorfman-Steiner (Dorfman et Steiner 1954 ; Albers 2000a). Cependant, de tels modèles sont rarement mis en œuvre. Une des raisons peut être que pour qu'un tel modèle soit utile, il faut d'abord étudier dans quelle mesure l'impact de la vente dépend d'autres intrants marketing.

En particulier, la perspective de la communication marketing intégrée (IMC) montre clairement que l'efficacité de la vente dépend fortement des instruments de communication supplémentaires. Par exemple, la publicité peut préparer le terrain pour la vente personnelle et, ce faisant, rendre le vendeur plus efficace. En outre, les appels de vente peuvent avoir des effets d'interaction avec d'autres composantes de l'entreprise. **Mélange IMC, tel que - dans le cas de l'industrie pharmaceutique - la publicité dans les revues, les détails électroniques et Internet.** En outre, compte tenu de l'omniprésence croissante des médias sociaux tels que Facebook,

il peut y avoir des termes d'interaction entre l'activité des médias sociaux et les appels de vente. En effet, de nombreuses entreprises créent désormais leur propre page Facebook et encouragent les consommateurs à les suivre ou à devenir **" Ventilateurs ", et ces activités peuvent interagir positivement avec les appels de vente.** La question est alors de savoir si l'une d'entre elles ou l'entreprise s d'autre part, les activités améliorent-elles l'efficacité de la vente personnelle? En fait, peut-on même tenir pour acquis que tous ces médias ont des synergies positives avec les **commerciaux s activités? Pourrait-il même y avoir des synergies négatives, par lesquelles certains médias réduisent effectivement l'efficacité de la vente? Ceci est certainement possible en théorie, bien que les recherches existantes dans ce domaine (par exemple Raman et al. 2012) ne fait état d'aucune synergie négative.** Par exemple, considérons l'exemple hypothétique d'une entreprise dans laquelle les vendeurs mettent l'accent sur le prestige du produit, les promotions des ventes continuent d'offrir des remises de prix et des primes importantes. De tels exemples peuvent en effet être observés dans la pratique si l'on les recherche.

Les interactions de l'effort de vente avec d'autres instruments de marketing sont souvent difficiles à analyser car elles diffèrent en fonction de leur niveau d'agrégation. Les instruments de marketing sont souvent appliqués au niveau de l'entreprise tandis que l'effort de vente est mesuré au niveau du client. Ainsi, les modèles qui enquêtent sur les interactions devraient se concentrer sur les activités de marketing (par exemple Internet) qui s'adressent aux clients individuels pour mieux comprendre son interaction avec la vente.

L'étalement pour capturer les interactions dans les modèles est la technique du terme produit. Ceci est couramment utilisé dans les modèles statistiques des forces de vente visant à une explication théorique, à l'aide de données transversales. En règle générale, nous introduisons une nouvelle variable explicative dans la régression **multiple des ventes sur les intrants marketing - cette nouvelle variable est la**

produit de X_1 et X_2 , ou plus généralement, comme dans Gatignon et Hanssens (1987), un terme du type Cobb-Douglas $cX_1^{a_1} X_2^{a_2}$

2. Si le paramètre " c " est statistiquement significatif, nous avons alors établi un effet d'interaction entre X_1 et X_2 . La formulation Cobb-Douglas est un moyen flexible et puissant de capturer les interactions entre la vente et les autres intrants marketing mentionnés ci-dessus. En effet, en faisant varier l'exposant, une telle approche peut englober un très large spectre de types d'interaction, du convexe (en utilisant un exposant négatif), au proportionnel (un exposant de un), au concave (un exposant positif). Par exemple, Naik et Raman (2003) étudient l'interaction entre différents supports publicitaires à l'aide de **cette technique et interpréter le paramètre " c " comme effet de synergie** grâce auquel la présence conjointe de deux milieux a une efficacité supérieure à la somme de leurs effets individuels.

4.3. Conception du territoire

Après le premier modèle GEOLINE (Hess et Samuels 1971), deux classes de modèles ont émergé pour la tâche de conception du territoire: l'approche d'équilibrage préconisée par Zoltners et Sinha (1983) et la contribution aux bénéfices maximisant l'alignement du territoire (COSTA) par Skiera et Albers (1998). Alors que l'approche d'équilibrage espère parvenir à des solutions raisonnables en équilibrant les territoires selon des critères tels que la charge de travail et le potentiel, l'approche de maximisation des bénéfices est en mesure de parvenir à une solution optimale. Cependant, l'approche d'équilibrage présente l'avantage de ne nécessiter que des données objectives telles que la charge de travail et des informations géographiques sur les temps de trajet, tandis que l'approche de maximisation des bénéfices dépend de **bonnes estimations de la fonction de réponse des ventes. - qui a déjà été discuté ici comme stochastique.** Alors que Zoltners et Sinha (2005) soutiennent toujours que l'alignement du territoire sur la base des fonctions de réponse aux ventes est trop **complexe, l'article de Skiera et Albers (1998) montre que même si les élasticités de vente sont très mal spécifiées, l'approche COSTA est toujours supérieure à l'approche d'équilibrage.** La raison en est que COSTA arrive souvent à un compromis raisonnable dans l'utilisation du temps entre les appels et les déplacements, tandis que les approches d'équilibrage doivent par définition équilibrer soit la charge de travail au détriment du temps de déplacement, soit le temps de déplacement au détriment de l'allocation optimale du temps d'appel. Cependant, nous avons besoin de preuves d'un certain nombre d'applications des deux types de modèles.

4.4. Rémunération de la force de vente

La conception de la rémunération des forces de vente est dominée par l'hypothèse implicite que les vendeurs peuvent être motivés à travailler plus dur s'ils obtiennent des incitations financières basées sur les résultats, comme modélisé dans la théorie principale-agent des incitations. Dans la mesure où plusieurs modèles ont été développés

Années 80 utilisant des approches principal-agent. Ces modèles sont principalement basés sur les spécifications de Basu, Lal, Srinivasan et Staelin (1985). Leur modèle se caractérise par une fonction objective de maximisation du profit de l'entreprise qui modélise le profit en fonction du taux de commission et de l'effort de vente qui en résulte qui conduit aux ventes. L'agent " La perspective s est prise en compte en spécifiant (a) une contrainte de participation qui demande que l'utilité atteinte du vendeur soit supérieure à un seuil donné par le marché du travail, et (b) la contrainte que la condition d'optimalité du vendeur " La fonction d'utilité est définie sur zéro. Les modèles d'agent principal fournissent une bonne compréhension de la forme du contrat d'un vendeur et ont reçu un soutien empirique généralement large (Krafft, Albers et Lal 2004). La seule exception à cette règle est l'hypothèse non étayée selon laquelle la part du salaire fixe devrait augmenter avec l'incertitude croissante dans l'environnement. Prendergast (2002) examine cette lacune en détail et suggère que la théorie de l'agence doit être complétée par des problèmes de sélection des vendeurs afin d'être en conformité avec les pratiques observées. Cependant, bien que l'approche principale agent représente un modèle élégant avec une solution de forme fermée, le problème est que la solution optimale pour un contrat fournit toujours un salaire fixe négatif (Albers 1996b , 8), ce qui n'est pas une indication prometteuse d'un modèle bien spécifié. En conséquence, il ne semble pas que des plans de rémunération aient été réellement spécifiés conformément à la théorie du mandataire principal dans la pratique. Malgré l'appel de Lazear (2000a) que l'économie du personnel est très utile, il reste une question ouverte quant à la finalité de ces modèles économiques stylisés et ce que nous pouvons en apprendre.

En revanche, Mantrala, Sinha et Zoltners (1994) a proposé un modèle plus réalisable, dans lequel la fonction d'utilité du vendeur est explicitement estimée, puis des plans de bonus de quota basés sur eux sont dérivés. Cette estimation a été réalisée sur la base d'une analyse conjointe, et d'ailleurs plusieurs chercheurs comme Darmon (1979) et Albers (1984) ont déjà utilisé cette technique. Certes, on peut se demander si nous avons vraiment besoin de modèles de théorie principal-agent plus stylisés, qui sont suffisamment simples pour offrir des solutions de forme fermée mais ne sont donc plus implémentables. Ces modèles doivent plutôt être construits raisonnablement complets en termes de questions telles que la supervision (Joseph et Thevaranjan 1998), le contrôle externe et d'autres forces (Brown et al. 2005). Ce n'est que lorsque ces questions seront intégrées que nous verrons de réelles applications de la théorie du principal agent dans la rémunération des forces de vente (bien que l'on puisse alors émettre des réserves quant à la faisabilité ou non de solutions sous forme fermée, comme discuté ci-dessus). Malgré cela, certains s'inquiètent de plus en plus de savoir si les modèles principal-agent sont utiles. S'il existe de nombreux modèles de rémunération individuelle des commerciaux, les tendances actuelles s'orientent vers une reconnaissance du travail en équipe qui nécessite une optimisation

incitations de groupe. Frenzen et al. (2010) décrivent les principaux problèmes dans ce contexte. Enfin, il convient de noter que, bien qu'il existe des recherches montrant un impact positif de la rémunération incitative (Banker et al. 2000 , Lazear 2000b) Zoltners, Sinha et Lorimer (2012) se demandent si les incitations fonctionnent comme prévu et vont jusqu'à décrire les managers comme étant (néfastes) dépendants des incitations financières. Si nous ne pouvons même pas supposer que nous savons comment fonctionnent les incitations, alors bien sûr, tous nos modèles existants sont basés sur des prémisses incorrectes.

4.5. Autres domaines prometteurs pour l'aide à la décision

Alors que nous avons décrit les domaines de la gestion des forces de vente dans lesquels des modèles d'aide à la décision ont été développés précédemment, il existe en principe de nombreux autres domaines dans lesquels nous devons arbitrer différentes variables afin d'arriver à un optimum. Par exemple, dans le processus de sélection, le problème se pose de savoir s'il faut engager des recrues relativement bon marché et les former, par rapport à l'embauche de vendeurs expérimentés qui sont beaucoup plus chers au début. Cela implique une analyse de la productivité des différents types de remplacements de vendeurs (Shi et al. 2015). Afin d'éviter un roulement de personnel préjudiciable, une entreprise peut arbitrer les coûts de rétention contre les ventes perdues de territoires temporairement vides. La formation des commerciaux est coûteuse et peut être optimisée en fonction des gains de ventes attendus.

En ce qui concerne l'organisation, une entreprise peut choisir entre des représentants indépendants avec seulement un taux de commission et des représentants commerciaux employés qui reçoivent un salaire fixe élevé et seulement un revenu variable modéré. Étant donné que cela comporte beaucoup plus d'aspects que le simple seuil de rentabilité, comme la fidélité des représentants et les produits concurrents proposés par les représentants multi-entreprises, c'est un choix difficile. L'entreprise peut également décider si elle souhaite des forces de vente distinctes spécialisées pour certains produits comme dans certaines sociétés pharmaceutiques, avec pour conséquence des territoires plus grands avec moins de clients, ou si elle devrait travailler avec une force de vente non spécialisée qui a des territoires plus petits et plus de clients. De plus, le choix de la répartition des tâches entre les commerciaux et les fonctions support est également une fonction d'optimisation; si l'entreprise embauche un grand nombre de personnel de soutien, ou laisser la plupart des tâches administratives aux vendeurs eux-mêmes? La répartition du temps et / ou des effectifs du personnel entre l'introduction de nouveaux produits et la vente de produits existants est également un domaine où les modèles d'aide à la décision pourraient être très utiles.

5. Développements environnementaux dans la gestion des forces de vente

5.1. Exploration de données au lieu de régressions

Les fonctions de réponse aux ventes sont estimées en supposant qu'il existe un lien de causalité entre l'effort de vente et

Ventes. Pourtant, la nécessité de cette hypothèse peut être remise en question.

En fait, plutôt que d'une théorie " de haut en bas "

approche des modèles de force de vente, les récents développements dans l'environnement des ventes ont suggéré le potentiel de ce qui pourrait être **considéré " de bas en haut " approche utile dans une certaine mesure. Ouvrir la voie à cet égard**

- **en particulier dans la pratique de la force de vente - est l'approche d'exploration de données.** Ces dernières années ont vu une augmentation importante des applications des méthodes d'exploration de données aux problèmes des forces de vente (Martinez-Lopez et Casillas 2013). **Bien qu'une grande partie de ce travail soit dans le domaine de la gestion de la relation client (CRM) (par exemple Berry et Linhoff 2004 ; voir Ngai, Xiu et Chau 2009 pour un examen), d'autres exemples récents incluent les prévisions de ventes (par exemple Zadeh, Sepehri et Farvaresh**

2014), prédisant le potentiel de profit client (par exemple D " Haen, Van den Poel et Thorleuchter 2013), et prédire le comportement d'achat (par exemple Navarro-Barrientos et al. 2014). Comme on peut le voir dans les citations ci-dessus, la majorité des applications spécifiques de l'exploration de données aux problèmes de la force de vente sont publiées dans des revues spécialisées en exploration de données et en systèmes experts, et non dans des points de vente, de marketing ou même de recherche commerciale. Cela peut être dû au fait que, bien que les méthodes d'exploration de données puissent être d'une certaine utilité pour suggérer des influences causales possibles, il n'y a pas de nécessité intrinsèque de fournir une explication causale pour ces associations émergentes. En tant que telle, la précision prédictive est généralement utilisée comme critère d'évaluation pour tout modèle, plutôt que pour toute notion de test d'hypothèse théorique. Ces modèles semblent donc plus susceptibles de gagner en popularité dans des contextes prédictifs (c'est-à-dire pratiques) qu'explicatifs (c'est-à-dire théoriques). En fait, l'exploration de données est elle-même définie non pas par la méthode analytique, a priori

théorie ou attentes (Hand, Mannila et Smyth 2001). En tant que tel, l'exploration de données peut englober de nombreuses méthodes de modélisation différentes, le plus souvent l'analyse de régression (y compris la régression logistique), l'apprentissage des règles d'association, l'extraction de modèles, le clustering, les arbres de classification / décision et l'ensachage (agrégat bootstrap). Chacun a une utilité pour les modélisateurs de force de vente, en fonction du problème à résoudre. Par exemple, D " Haen, Van den Poel et Thorleuchter (2013) comparer la régression logistique, les arbres de décision et l'ensachage pour prédire la rentabilité de nouveaux clients et aider les stratégies d'acquisition des forces de vente, en trouvant l'ensachage supérieur. Ils suggèrent que plus les données sont complexes, non structurées et bruyantes, moins les techniques de base utiles comme la régression sont.

Les ensembles de données des forces de vente offrent donc clairement un contexte technique attrayant pour les spécialistes de l'exploration de données, mais il semble que les chercheurs des forces de vente eux-mêmes n'aient pas encore exploité le potentiel des méthodes d'exploration de données (il existe des exceptions, telles que Orriols-Puig et al. 2013a , 2013b , mais ces études appliquent des techniques d'exploration de données aux données d'enquêtes transversales, plutôt qu'aux ensembles de données secondaires à grande échelle qui relèvent traditionnellement de l'exploration de données). Lee et Greenley (2010) suggèrent la prudence dans l'adoption

de la méthodologie d'exploration de données pour la modélisation explicative. Même dans ce contexte cependant, l'exploration de données peut offrir une méthodologie utile pour que les chercheurs en vente découvrent des variables clés et des formes de relation, en particulier dans des contextes basés sur la pratique où la précision prédictive est primordiale, et l'explication scientifique est moins intéressante en tant qu'objectif en soi. Dans un contexte purement prédictif, l'exploration de données semble donc avoir beaucoup de potentiel non réalisé pour les modélisateurs des forces de vente. Cependant, nous devons mettre en garde les chercheurs contre l'hypothèse qu'il est également applicable aux fins de la recherche axée sur l'explication plutôt que sur la prédiction.

5.2. La montée du big data

Il est clair que l'application des modèles de force de vente évolue considérablement. Même si les premiers modèles étaient plutôt basés sur les données (par exemple Lodish 1971), nous pouvons aujourd'hui observer de plus en plus de données qui peuvent être analysées pour prédire le comportement du marché, ce qui ouvre d'énormes opportunités aux modélisateurs de force de vente. Les mégadonnées se caractérisent par les 4 V de volume, de variété, de vitesse et de véracité (McAfee et Brynjolfsson 2012). **le le volume a considérablement augmenté. En particulier, les systèmes CRM peuvent stocker de gros volumes de données. Les types de données peuvent varier essentiellement des contributions du vendeur à l'utilisation du téléphone, du courrier électronique, des SMS, des visites de sites Web, du suivi de personnes sur les réseaux sociaux ou même de la publication de commentaires sur les réseaux sociaux. En terme de rapidité, les données stockées sur Internet peuvent changer en quelques secondes (voire plus vite) et peuvent par conséquent nécessiter des réponses rapides de la part de l'entreprise. Finalement, véracité fait référence à des données qui sont incertaines et peuvent nécessiter une organisation des données en fonction des groupes, de la valeur ou de l'importance afin de mieux cibler la façon d'aborder chaque donnée pour une meilleure stratégie de marketing exploitable (Bowden 2014). Dans ce contexte, il semble important que les forces de vente soient davantage axées sur les données et que les commerciaux développent de plus grandes compétences dans l'analyse des données et la réaction appropriée et rapide. Cela peut impliquer l'analyse de nombreux types de données différents, des nombres au texte en passant par les images et même la vidéo et l'audio. En raison de la nature qualitative de la plupart de ces données, des méthodes d'exploration de texte ont été développées qui peuvent extraire et compter les sentiments (commentaires positifs ou négatifs), entre autres. Le bavardage en ligne, ou contenu généré par les utilisateurs, constitue une excellente source émergente pour les marketeurs à exploiter pour le sens, à une fréquence temporelle élevée (Tirunillai et Tellis 2014). Ainsi, il pourrait être possible de suivre la satisfaction des clients et de baser les actions des clients industriels. Bien que ces analyses soient principalement appliquées dans les industries de services, nous prévoyons qu'elles deviendront également des outils standard pour la force de vente.**

5.3. Les limites de la rationalité

Aujourd'hui, la recherche neuroscientifique nous a appris beaucoup plus sur les limitations cognitives auxquelles les gens sont confrontés lorsqu'ils

ils font des choix et des décisions, soulevant des questions quant à savoir si le modèle classique de prise de décision rationnelle résiste à l'examen (par exemple **Bechara, Tranel et Damasio 2000 ; Damasio 1996**). **Cela est particulièrement vrai** pour la gestion des risques, et les vendeurs ne sont censés être opposés au risque que dans les modèles d'agent principal. Dans les modèles d'allocation pour l'effort de vente, le risque est généralement ignoré. Par conséquent, cela pourrait réduire la probabilité que les gestionnaires ou les vendeurs appliquent de tels modèles. Mais même dans les modèles de rémunération, il n'est pas clair comment intégrer le risque. Il se peut que la fonction d'utilité du risque typique soit inadéquate à cette fin.

En fait, avant même l'avènement des travaux neuroscientifiques modernes, la théorie des perspectives (Kahnemann et Tversky 1979) a déjà prescrit que les gens se comportent différemment en présence de risques et, à ce titre, est peut-être plus pertinent dans le contexte des modèles de rémunération que l'hypothèse de rationalité. Plus précisément, Kahnemann et Tversky (1979) a remis en question la pertinence des économistes néoclassiques "paradigme des fonctions d'utilité selon lequel les consommateurs pleinement rationnels font des choix en maximisant leurs fonctions d'utilité. Entre autres choses, un problème est que les fonctions d'utilité sont symétriques par rapport aux pertes et aux gains. Mais un travail expérimental approfondi a montré que les consommateurs sont plus sensibles aux pertes qu'aux gains équivalents. Parce que les fonctions d'utilité classiques sont incapables de faire la distinction entre les effets asymétriques des pertes et des gains, la théorie des perspectives remplace la "utilitaire" fonctionner avec le "valeur" fonction, qui est plus forte pour les pertes que pour les gains. En tant que tel, il semble que de nombreuses preuves provenant des neurosciences montrent que les consommateurs sont influencés par les préjugés et les émotions plutôt que par la rationalité, et que les personnes sans capacités émotionnelles sont complètement indécises car, en l'absence d'émotions, elles n'ont trouvé aucune raison impérieuse d'en préférer une option à une autre (Raman 2009, bien que ce ne soit pas toujours le cas, voir par exemple Shiv et al. 2005), à tel point qu'il a été suggéré que "l'irrationalité est la réalité dominante caractérisant le comportement réel des consommateurs" (Raman 2009 ; voir aussi par exemple Bechara, Tranel et Damasio 2000).

Ces résultats doivent encore être diffusés dans la documentation sur la gestion de la force de vente pour influencer l'approche de vente mise en œuvre par la force de vente. Théorie de la décision comportementale (Simon 1955 ; Shugan 1980 ; Kahneman 2003) suggère que plus le processus de décision est complexe et plus le coût de la réflexion est élevé, plus il est probable que les individus seront satisfaits (c'est-à-dire qu'ils s'appuient sur l'heuristique) dans une situation de décision. Par exemple, Darmon (1974) montre empiriquement que les vendeurs travaillent juste assez pour atteindre ce qu'ils considèrent comme un niveau de revenu acceptable. Des recherches supplémentaires sont nécessaires pour déterminer par conséquent les conditions limites de rationalité dans les modèles de gestion des ventes tels que ceux concernant la rémunération. Par exemple, faites une compensation plus complexe

les programmes conduisent à une réponse comportementale moins rationnelle des vendeurs?

5.4. Changements dus à Internet et aux médias sociaux

Il n'est plus contestable qu'Internet a radicalement changé le processus de vente. Alors que dans le passé, le vendeur était très souvent la seule source d'information pour les clients, cela n'est presque jamais vrai. Les clients peuvent plutôt utiliser Internet pour rechercher les entreprises qui proposent des produits adaptés et montrer dans les interactions qu'ils sont déjà bien informés (Mantrala et Albers 2012). **Cela aura un impact important sur la structure des forces de vente.** Par exemple, il y aura probablement un glissement vers davantage de vendeurs internes que externes car les informations sont essentielles, tandis que les contacts personnels sont devenus moins importants.

Dans le passé, des modèles de répartition de l'effort de vente ont été développés en supposant que les clients ne communiquent pas entre eux. Bien que ce soit une bonne approximation du comportement pendant longtemps, cela a évidemment changé avec l'avènement des médias sociaux. Dans des réseaux tels que Facebook, LinkedIn, Twitter et autres, les gens échangent des informations et peuvent influencer les autres. Alors que l'on croyait que cela était vrai dans le passé principalement pour les biens de consommation, il devient de plus en plus évident que les mêmes mécanismes s'appliquent dans les entreprises aux entreprises (voir Andzulis, Panagopoulos et Rapp 2012 pour examen), et par exemple Gopalakrishna, Crecelius et Iyengar (2014) montrent que la prospection des clients de l'assurance est influencée par la structure du réseau social des vendeurs. Cela soulève la question de savoir si les entreprises peuvent influencer activement la quantité et le contenu des informations échangées sur les réseaux sociaux (e.

g. Bilgicer et al. 2015). Si les entreprises en savent plus sur la façon dont les informations circulent au sein des réseaux, elles peuvent appliquer des campagnes virales beaucoup moins chères où seules quelques personnes doivent être bien traitées et d'autres en tireront des enseignements. Ceci, à son tour, conduit à la question de l'ensemencement de telles campagnes virales, et à qui s'adresser en premier pour démarrer le processus viral pour lequel Hinz et al. (2011) fournir des réponses. En outre, si différentes stratégies doivent être utilisées pour différents types de produits (par exemple Schulze, Scholer et Skiera 2014)? D'autres questions pressantes incluent la détermination du bon moment pour commencer une stratégie d'ensemencement et si l'utilisation d'incitations va en quelque sorte atténuer la viralité d'une campagne donnée.

En tant que tels, les connexions entre les clients, et à leur tour avec l'entreprise et ses agents, apportent de nombreuses opportunités et défis clés pour modéliser la façon dont les relations peuvent se former et se développer, et les informations peuvent diffuser, entre / entre les clients et les agents (par exemple Malthouse et al. 2013). Malheureusement, les méthodes de modélisation existantes ne se prêtent pas particulièrement à ce type de problèmes, car (comme déjà mentionné) elles ne résistent pas particulièrement bien à l'hétérogénéité et fonctionnent généralement à un niveau supérieur.

au niveau agrégé, alors que les phénomènes qui nous intéressent ici peuvent être mieux considérés comme émergents de bas en haut, à partir des nombreux comportements au niveau individuel. En tant que telles, les méthodes de simulation basées sur la théorie de la complexité, telles que les modèles basés sur les agents, semblent être des pistes prometteuses pour l'enquête.

5.5. Modèles basés sur des agents

Rand et Rust (2011) offrent une introduction utile et un ensemble de lignes directrices aux chercheurs qui souhaitent utiliser la modélisation basée sur les agents (ABM) dans leur travail. Certes, l'utilisation des GAB dans des contextes de marketing est en augmentation (Negahban et Yilmaz

2014 , pour un examen), bien qu'ABM " s l'utilisation pour examiner les problèmes de gestion des forces de vente reste rare, en particulier dans la littérature **marketing (bien que voir par exemple Watkins et Hill 2009 pour une exception** notable).

Un point important de différence entre ABM et de nombreuses autres techniques de modélisation utilisées pour explorer les problèmes de gestion **des forces de vente est que - plutôt que d'être analytique ou statistique - ABM** est un calcul. À toutes fins pratiques, ABM est une technique de simulation qui repose sur la modélisation d'un système multi-agents non linéaire complexe via l'utilisation du calcul pour simuler le développement du système. En tant que tel, plutôt que de dériver une solution analytique sous forme fermée ou de collecter des données empiriques pour estimer les paramètres, un GAB est utilisé pour expérimenter en modifiant divers paramètres prédéfinis et leurs fonctions de réponse pour étudier les différences de résultats pour le système.

En particulier, l'étude des processus de diffusion au sein d'une base de clients potentiels est susceptible d'être considérablement améliorée par une plus grande utilisation des GAB, et on peut voir que les GAB ont été couramment utilisés pour modéliser ce processus dans des contextes autres que la gestion des forces de vente (par ex. **Goldenberg, Libai et Muller 2010**). **Les recherches existantes en dehors des** ventes suggèrent également un certain nombre d'autres applications possibles intéressantes des GAB. En fait, les GAB ont été utilisés pour aborder des sujets liés aux **ventes dans un certain nombre de domaines. Par exemple, Giannakis et Louis (2011)** montrent que les GAB peuvent être utilisés comme modèles d'aide à la décision pour **atténuer les perturbations de la chaîne d'approvisionnement, Papaioannou et Edwards (1998**) utilisent un GAB pour démontrer comment la technologie mobile peut être optimisée **pour différents types d'agents de vente, et Alsheddy et Tsang (2011)** utiliser un GAB pour optimiser la planification du travail des télétravailleurs tels que les vendeurs. En effet, **Barbati, Bruno et Genovese (2011)** suggèrent qu'**ABM est particulièrement utile** comme outil d'optimisation dans des contextes caractérisés par des systèmes complexes dans un environnement distribué, qui résumant très précisément le contexte de vente. Cependant, la plupart des recherches sur les GAB apparaissent généralement en dehors de la littérature commerciale, et il est probable que la plupart des spécialistes de la vente n'en sont pas conscients, même si les GAB sont susceptibles d'être très utiles pour résoudre les problèmes de recherche couramment cités dans la littérature commerciale. Par exemple, les GAB peuvent être

utilisé pour modéliser efficacement le bouche-à-oreille et d'autres processus de contagion / interaction sociale, qui se sont révélés intéressants pour les chercheurs en vente au cours des dernières années. Des sujets spécifiques dans ce domaine pourraient inclure le rôle des leaders d'opinion / des grands comptes dans la conduite de l'acceptation de nouveaux produits, la manière de semer le plus efficacement les activités des médias sociaux et la façon dont l'influence de la gestion des ventes peut se diffuser à travers la force de vente.

L'utilisation des GAB peut faire face à un certain nombre de problèmes clés abordés plus haut dans cet article, notamment les problèmes de modélisation de l'hétérogénéité individuelle, la dépendance excessive à des hypothèses de comportement irréalistes et la difficulté de modéliser l'évolution et la dynamique temporelles. Tant que le modèle peut être écrit en termes de règles comportementales simples au niveau individuel, le comportement du système au niveau macro émerge alors des comportements des agents au niveau micro. Il est essentiel de valider le modèle en se référant aux résultats réels et aux résultats d'autres méthodes de modélisation (par exemple, les modèles analytiques).

6. Conclusion

Dans le présent document, nous avons assumé les tâches plutôt substantielles consistant à la fois à présenter un aperçu général des principaux problèmes de fond dans la modélisation des forces de vente actuelles et passées, ainsi qu'à discuter de notre point de vue sur les domaines où la modélisation des forces de vente peut (et devrait) se concentrer à l'avenir. Nous avons supposé un certain niveau de confort des lecteurs avec les concepts de base de la modélisation, mais en même temps, nous espérons que même ceux qui ont peu ou pas d'expérience en recherche sur la modélisation des forces de vente seront en mesure de suivre et de bénéficier du document. Il est clair que la modélisation de la force de vente a parcouru un long chemin depuis les premiers modèles de planification des appels des années 1970, qui, même alors, ont pu offrir des avantages substantiels aux responsables de la force de vente qui les ont mis en œuvre. Au cours du demi-siècle qui a suivi, le domaine a connu **d'énormes progrès en termes de techniques, de données et de sujets d'intérêt, " Le** modèleur de la force de vente a accès à des outils puissants qui étaient inimaginables pour les premiers modélisateurs. Cependant, il est évident que toutes les avancées de la modélisation ne sont pas appliquées de la même manière par les modélisateurs des forces de vente. Par exemple, alors que les modélisateurs du comportement des consommateurs ont utilisé (et même aidé à développer) des avancées majeures dans le traitement de l'hétérogénéité, les modélisateurs des forces de vente n'ont pas toujours tiré parti de ces avancées. En effet, de nombreux sujets présentant un intérêt majeur pour les chercheurs des forces de vente sont désormais couverts dans des revues complètement éloignées du domaine de la recherche académique des forces de vente. En particulier, la modélisation par simulation, l'exploration de données et la recherche de systèmes experts couvrent assez fréquemment des sujets de vente, comme cité dans le présent article. Pourtant, un tel travail peut ne jamais être vu par les chercheurs **de la force de vente qui lisent JPSSM. Nous espérons que les chercheurs de la force de** vente seront inspirés par cet article pour enquêter sur les richesses dont ils disposent dans les temps modernes en termes de techniques, d'outils, de sujets et d'approches. Cependant, cette

ne devrait pas se faire au détriment de l'application pratique. Il est clair qu'à mesure que les modèles deviennent plus complexes (par exemple, les approches bayésiennes, les modèles dynamiques, les modèles expérimentaux de calcul), ils deviennent de plus en plus difficiles à traduire en outils implémentables pour les responsables des forces de vente. Cela a le double résultat de (a) faire de tels modèles au mieux des exercices techniques stériles, et aussi (b) signifie que nous ne pouvons jamais tester si les modèles fonctionnent réellement dans la pratique. Dans le cadre de l'optimisation des **forces de vente et des modèles de décision, cela interpelle l'ensemble raison d'être du champ.**

Bien qu'il soit bien sûr impossible de fournir des règles de décision complètement objectives pour équilibrer la complexité, la précision et la mise en œuvre, le critère clé serait certainement l'utilisation prévue du modèle. Par exemple, si le modèle doit être principalement utilisé à des fins pratiques au sein de la force de vente, l'implémentabilité doit être critique dans toutes les décisions de modélisation. En ce sens, les variables ne doivent être incluses que si elles font une différence substantielle dans l'optimisation ou la capacité prédictive du modèle, et l'algorithme de modélisation lui-même doit se prêter à la mise en œuvre par des utilisateurs non experts dans toute la mesure possible sans compromettre substantiellement la précision. Dans ce contexte cependant, la décision sur ce qui est un substantiel

la différence doit être prise en considération. Par exemple, dans des contextes où il y a des conséquences très importantes pour les erreurs de prédiction (par exemple, de plus grandes quantités de ressources sont impliquées), la différence de résultats obtenue par une nouvelle variable ou un algorithme plus complexe peut être très faible, mais toujours très substantielle. Dans de tels cas, le modèle plus complexe (plus difficile à comprendre et à mettre en œuvre) peut être un bon compromis. En revanche, dans des situations avec des enjeux plus faibles, des modèles plus simples peuvent avoir la priorité, avec une éventuelle dépendance aux règles de décision heuristiques de base.

Lorsque l'objectif d'un modèle est plus purement théorique, il existe également un compromis inhérent entre la simplicité qui permet des solutions précises sous forme fermée et / ou la stabilité des estimations de paramètres au détriment de la précision totale, avec la complexité qui modélise plus précisément le monde réel, mais pousse les modèles à être plus complexes et manquant de solutions stables. Souvent, les modélistes dans des dilemmes concernant ces questions font appel à la parcimonie pour rendre un modèle beaucoup plus simple. Cependant, il faut comprendre que la parcimonie n'est qu'un critère de décision justifiable entre deux modèles, toutes choses restant égales par ailleurs. - une explication erronée simple n'est pas meilleure qu'une explication correcte complexe. De plus, il se peut que des modèles académiques complexes puissent être décomposés en modèles plus simples et réalisables en temps voulu.

Les contextes pratiques et théoriques ci-dessus nécessitent donc des compromis entre complexité et simplicité, où la simplicité peut également signifier la capacité d'obtenir une réponse apparemment précise (par exemple, une solution de forme fermée, ou une simple heuristique basée sur les données, par rapport à une estimation complexe ou modèle de simulation). Lors de ces compromis, il est **essentiel que les modélisateurs rappellent Lodish " s (1974 ,**

119) paroles prophétiques il y a plus de 40 ans, que " il vaut mieux avoir vaguement raison que précisément tort ". En tant que tel, avec notre dernier mot, nous avertissons à nouveau les modélisateurs de la force de vente de garder l'équilibre entre la qualité technique d'un modèle et son utilité en tête, mais toujours dans le contexte de l'objectif du modèle, des façons dont il sera être utilisé et par qui.

Déclaration de divulgation

Aucun conflit d'intérêt potentiel n'a été signalé par les auteurs.

Références

- Albers, Sönke. 1984. " Estimation entièrement non métrique d'un Fonction utilitaire continue non linéaire continue. " *Journal international de recherche en marketing* 1: 311 - 319.
- Albers, Sönke. 1996a. " CAPPLAN: un système d'aide à la décision pour planifier la politique de tarification et d'effort de vente d'une force de vente. " *Journal Européen de Marketing* 30 (7): 68 - 82.
- Albers, Sönke. 1996b. " Modèles d'optimisation pour Salesforce Compensation. " *Revue européenne de recherche opérationnelle* 89: 1 - 17.
- Albers, Sönke. 2000a. " Gestion de la force de vente. " Dans *L'Oxford Manuel de marketing, édité par Keith Blois*, 292 - 317. Oxford: Oxford University Press.
- Albers, Sönke. 2000b. " Impact des types de fonctions Relations, décisions et solutions sur l'applicabilité des modèles de marketing. " *Journal international de recherche en marketing* 17: 169 - 175.
- Albers, Sönke. 2012. " Agrégat optimisable et implémentable Modélisation des réponses pour l'aide à la décision marketing. " *Journal international de recherche en marketing* 29 (2): 111 - 122.
- Albers, Sönke et Murali K. Mantrala. 2008. " Modèles pour les ventes Décisions de gestion. " Dans *Manuel des modèles de décision marketing, édité par Berend Wierenga*, 163 - 210. Berlin: Springer.
- Albers, Sönke, Murali K. Mantrala et Shrihari Sridhar. 2010. " Élasticités de vente personnelles: une méta-analyse. " *Journal of Marketing Research* 47 (5): 840 - 853.
- Allenby, Greg M. et Peter E. Rossi. 1999. " Modèles de marketing de l'hétérogénéité des consommateurs. " *Journal of Econometrics* 89: 57 - 78.
- Alsheddy, Abdullah et Edward PK Tsang. 2011. " Planification de l'autonomisation pour une main-d'œuvre sur le terrain. " *Journal of Scheduling* 14 (6): 639 - 654.
- Andzulis, James " Mick ", Nikolaos G. Panagopoulos et Adam Rapp. 2012. " Un examen des médias sociaux et des implications pour le processus de vente. " *Journal of Personal Selling & Sales Management* 32 (3): 305 - 316.
- Bagh, Adib et Hemant K. Bhargava. 2013. " Comment Prix Discriminer lorsque la taille du tarif est importante. " *Science du marketing* 32 (1): 111 - 126.
- Banquier, Rajiv D., Seok-Young Lee, Gordon Potter et Dhinu Srinivasan. 2000. " Une analyse empirique des améliorations continues à la suite les Implémentation de une Plan de rémunération basé sur la performance. " *Journal of Accounting and Economics* 30 (3): 315 - 350.
- Barbati, Maria, Giuseppe Bruno et Andrea Genovese. 2011. " Applications des modèles d'agent pour les problèmes d'optimisation: une revue de la littérature. " *Systèmes experts avec applications* 39 (5): 6020 - 6028.

- Basu, Amiya K., Rajiv Lal, V. Srinivasan et Rick Staelin. 1985. "Plans de rémunération Salesforce: perspective théorique de l'agence." *Science du marketing* 4: 267 - 291.
- Bechara, Antoine, Daniel Tranel et Hanna Damasio. 2000. "Caractérisation de le déficit de prise de décision de Patients atteints de lésions du cortex préfrontal ventromédial." *Cerveau* 123: 2189 - 2202.
- Berry, Michael JA et Gordon S. Linhoff. 2004. Exploration de données Techniques de marketing, de vente et de gestion de la relation client. Indianapolis, IN: Wiley.
- Bilgicer, Tolga, Kamel Jedidi, Donald R. Lehman et Schott A. Neslin. 2015. "Contagion sociale et adoption par les clients de nouveaux canaux de vente." *Journal of Retailing* 91 (2): 254 - 271. doi: 10.1016/j.jretai.2014.12.006 .
- Bowden, Jason. 2014. Le 4 V " s [sic] dans Big Data for Digital Commercialisation. <http://www.digital-warriors.com/big-data-for-le-marketing-numérique/> .
- Brown, Steven P., Kenneth R. Evans, Murali Mantrala et Goutam Challagalla. 2005. "Adapter la recherche sur la motivation, le contrôle et la rémunération à un nouvel environnement." *Journal of Personal Selling & Sales Management* 25 (2): 155 - 167.
- Damasio, Antonio R. 1996. "L'hypothèse du marqueur somatique et les fonctions possibles du cortex préfrontal [et discussion]." *Transactions de la Royal Society (Londres)* 351 (1346): 1413 - 1420.
- Darmon, René Y. 1974. "Vendeurs " s Réponse aux questions financières Incentives: An Empirical Study." *Journal of Marketing Research* 11 (4): 418 - 426.
- Darmon, René Y. 1979. "Définition de quotas de vente avec Conjoint Une analyse." *Journal of Marketing Research* 16: 133 - 140.
- DeSarbo, Wayne S., Asim Ansari, Pradeep Chintagunta, Charles Himmelberg, Kamel Jedidi, Richard Johnson, Wagner Kamakura, Peter Lenk, Kannan Srinivasan et Michel Wedel. 1997. "Représenter l'hétérogénéité des consommateurs dans les modèles de réponse des consommateurs." *Lettres de marketing* 8 (3): 335 - 348.
- ré " Haen, Jeroein, Dirk Van den Poel et Dirk Thorleuchter. 2013. "Prédire la rentabilité des clients lors de l'acquisition: trouver la combinaison optimale de source de données et de technique d'exploration de données." *Systèmes experts avec applications* 40: 2007 - 2012.
- Dong, Xiaojing, Puneet Manchanda et Pradeep K. Chintagunta. 2009. "Quantifier les avantages du ciblage au niveau individuel en présence d'un comportement stratégique ferme." *Journal of Marketing Research* 46 (2): 207 - 221.
- Dorfman, Robert et Peter O. Steiner. 1954. "Optimal Publicité et qualité optimale." *Revue économique américaine* 44: 826 - 836.
- Dustin, Susan L. et Ariel R. Belasen. 2013. "L'impact de Modifications négatives de la rémunération sur la performance des ventes individuelles." *Journal of Personal Selling & Sales Management* 33 (4): 403 - 418.
- Erickson, Gary et David B. Montgomery. 1979. "Mesurer la Réponse variable dans le temps à la communication du marché Instruments." Dans *Mesure et analyse du marché*, édité par David B. Montgomery et Dick R. Wittink, 55 - 68. Cambridge, MA: Marketing Science Institute.
- Fischer, Marc et Sönke Albers. 2010. "Patient ou médecin Marketing orienté: ce qui stimule la demande principale de médicaments sur ordonnance." *Journal of Marketing Research* 47 (1): 103 - 121.
- Fischer, Marc, Sönke Albers, Nils Wagner et Monika Frie. 2011. "Répartition dynamique du budget marketing sur l'ensemble Pays, produits et activités de marketing." *Science du marketing* 30 (4): 568 - 585.
- Frenzen, Heiko, Ann-Kristin Hansen, Manfred Krafft, Murali K. Mantrala et Simone Schmidt. 2010. "Délégation du pouvoir de fixation des prix à la force de vente: une perspective théorique de l'agence ses déterminants et Impact sur Performance." *Journal international de recherche en marketing* 27 (1): 58 - 68.
- Fridge, William K. et Leonard M. Lodish. 1977. "Évaluation de l'efficacité d'un vendeur basé sur un modèle " s Système de planification par expérimentation sur le terrain." *Interfaces* 8 (1 / Partie 2): 97 - 106.
- Gatignon, Hubert et Dominique M. Hanssens. 1987. "Modélisation des interactions marketing avec l'application pour l'efficacité de Salesforce." *Journal of Marketing Research* 24 (2): 247 - 257.
- Giannakis, Mihalis et Michalis Louis. 2011. "Un multi-agent Cadre basé sur la gestion des risques de la chaîne d'approvisionnement." *Journal of Purchasing and Supply Management* 17 (1): 23 - 31.
- Goldenberg, Jacob, Barak Libai et Eitan Muller. 2010. "le Effets effrayants des externalités de réseau." *Journal international de recherche en marketing* 27 (1): 4 - 15.
- Gopalakrishna, Srinath, Andrew Crecelius et Raghuram Iyengar. 2014. Tirer parti du réseau social pour améliorer les résultats de la prospection commerciale. Rapport intermédiaire du MSI et du Sales Excellence Institute. Hand, David, Heikki Mannila et Padhraic Smyth. 2001. Principes de l'exploration de données. Cambridge, MA: MIT Press.
- Hanssens, Dominique M., Leonard J. Parsons et Randall L. Schultz. 2011. Modèles de réponse du marché: analyse économétrique et chronologique. 3e éd. Boston, MA: Kluwer Harvey.
- Andrew C. 1994. Prévisions, séries chronologiques structurelles Modèles et filtre de Kalman. New York, NY: Cambridge University Press.
- Hess, Sidney W. et Stuart A. Samuels. 1971. "Expériences avec un modèle de district de vente: critères et mise en œuvre." *Science du management* 18: P41 - P54.
- Hinz, Oliver, Bernd Skiera, Christian Barrot et Jan U. Becker. 2011. "Stratégies d'ensemencement pour le marketing viral: une comparaison empirique." *Journal of Marketing* 75 (6): 55 - 71.
- Jedidi, Kamel, Carl F. Mela et Sunil Gupta. 1999. "Gérant Publicité et promotion pour une rentabilité à long terme." *Science du marketing* 18 (1): 1 - 22.
- Jones, Eli, Steven P. Brown, Andris A. Zoltners et Barton A. Weitz. 2005. "L'environnement changeant de la gestion des ventes et des ventes." *Journal of Personal Selling & Sales Management* 25 (2): 105 - 111.
- Joseph, Kissan et Alex Thevaranjan. 1998. "Suivi et Incentives in Sales Organizations: An Agency-Theoretic Perspective." *Science du marketing* 17: 107 - 123.
- Kahneman, Daniel. 2003. "Cartes de rationalité bornée: Psychologie pour l'économie comportementale." *La revue économique américaine* 93 (5): 1449 - 1475.
- Kahnemann, Daniel et Amos Tversky. 1979. "Théorie des perspectives: Une analyse de la décision sous risque." *Econometrica* 47 (2): 263 - 292.
- Kalra, Ajay, Mengze Shi et Kannan Srinivasan. 2003. "Systèmes de rémunération Salesforce et consommateur Inférences." *Science du management* 49 (5): 655 - 672.
- Kolarci, Ceren et Demetrios Vakratsas. 2010. "Catégorie-Versus messages publicitaires au niveau de la marque dans un environnement hautement réglementé." *Journal of Marketing Research* 47 (6): 1078 - 1089.

- Krafft, Manfred, Sönke Albers et Rajiv Lal. 2004.** " Relatif Pouvoir explicatif de la théorie des agences et de l'analyse des coûts de transaction dans les forces de vente allemandes. " *Journal international de recherche en marketing* 21: 265 - 283.
- Krishnamurthi, Lakshman et Purushottam Paptla. 2003.** " Prise en compte de l'hétérogénéité et de la dynamique dans la relation sensibilité fidélité-prix. " *Journal of Retailing* 79 (2): 121 - 135.
- Kumar, V., J. Andrew Petersen et Robert Leone. 2013.** " Définition, mesure et gestion de la valeur de référence commerciale. " *Journal of Marketing* 77 (1): 68 - 86.
- Kumar, V., Sarang Sunder et Robert P. Leone. 2014.** " Mesurer et gérer un vendeur " s Valeur future pour l'entreprise. " *Journal of Marketing Research* 51 (5): 591 - 608.
- Kuruzovich, Jason. 2013.** Technologies de vente, force de vente Gestion et Infomediaires en ligne. " *Journal of Personal Selling & Sales Management* 33 (2): 211 - 224.
- Lazear, Edward P. 2000a.** " L'avenir de l'économie du personnel. " *The Economic Journal* 110 (467): F611 - F639. **Lazear, Edward P. 2000b.** " Rémunération au rendement et productivité. " *Revue économique américaine* 90 (5): 1346 - 1361.
- Lee, Nick et Gordon Greenley. 2010.** " Exploration de données et Connaissances scientifiques: quelques mises en garde pour les chercheurs universitaires. " Dans *Commercialisation de systèmes intelligents par Soft Computing*, édité par Francisco Martinez-Lopez et Jorge Casillas, 9 - 16. Berlin: Springer.
- Leeflang, Peter SH, Jaap E. Wieringa, Tammo HA Bijmolt, et Koen H. Pauwels. 2015.** Modélisation des marchés: analyse des phénomènes marketing et amélioration de la prise de décision marketing. New York: Springer.
- Leszczyc, Peter TL et Frank M. Bass. 1998.** " Déterminer le Effets de l'hétérogénéité observée et non observée sur le choix de marque des consommateurs. " *Modèles stochastiques appliqués et analyse des données* 14: 95 - 115.
- Lilien, Gary L., Ambar G. Rao et Shlomo Kalish. 1981.** " Estimation bayésienne et contrôle de l'effort de détail dans un environnement de diffusion d'achat répété. " *Science du management* 27 (5): 493 - 506.
- Little, John DC 1970.** " Modèles et gestionnaires: le concept d'un Calcul de décision. " *Science du management* 16: B466 - B485. **Lodish, Leonard M. 1971.** " CALLPLAN: Un interactif Vendeur " s Système de planification des appels. " *Science du management* 18: P25 - P40.
- Lodish, Leonard M. 1974.** " Vaguement à droite " Approche des ventes Allocations de force. " *revue de Harvard business* 52 (janvier - Février): 119 - 124.
- Lodish, Leonard M. 1980.** " Un modèle orienté utilisateur pour les ventes Décider de la taille des forces, des produits et des marchés. " *Journal of Marketing* 44 (3): 70 - 78.
- Lodish, Leonard M., Ellen Curtis, Michael Ness et M. Kerry Simpson. 1988.** " Dimensionnement et déploiement de la force de vente à l'aide d'un modèle de calcul de décision chez Syntex Laboratories. " *Interfaces* 18 (1): 5 - 20.
- Mahajan, Vijay, Stuart I. Bretschneider et John W. Bradford. 1980.** " Approches de rétroaction pour modéliser les changements structurels dans la réponse du marché. " *Journal of Marketing* 44 (1): 71 - 80.
- Malthouse, Edward C., Michael Haenlein, Bernd Skiera, Egbert Wege et Michael Zhang. 2013.** " Gérer les relations avec les clients à l'ère des médias sociaux: Présentation de la maison du CRM social. " *Journal of Interactive Marketing* 27 (4): 27 - 270.
- Manchanda, Puneet et Pradeep K. Chintagunta. 2004.** " Réactivité du comportement de prescription des médecins aux efforts de Salesforce: une analyse au niveau individuel. " *Lettres de marketing* 15 (2 - 3): 129 - 145.
- Manchanda, Puneet, Peter E. Rossi et Pradeep K. Chintagunta. 2004.** " Modélisation des réponses avec des variables MarketingMix non aléatoires. " *Journal of Marketing Research* 41 (4): 467 - 478.
- Manchanda, Puneet, Ying Xie et Nara Youn. 2008.** " Le rôle de communication ciblée et de contagion dans l'adoption de nouveaux produits. " *Science du marketing* 27 (6): 950 - 961.
- Mantrala, Murali et Sönke Albers. 2012.** " L'impact de la Internet sur la taille et la structure de la force de vente B2B. " Dans *Manuel sur le marketing interentreprises*, édité par Gary L. Lilien et Rajdeep Grewal, 539 - 558. Cheltenham, Royaume-Uni: Edward Elgar.
- Mantrala, Murali K., Prabhakant Sinha et Andris A. Zoltners. 1992.** " Impact des règles d'allocation des ressources sur les décisions de marketing et de rentabilité au niveau des investissements. " *Journal of Marketing Research* 29: 162 - 175.
- Mantrala, Murali K., Prabhakant Sinha et Andris A. Zoltners. 1994.** " Structurer un plan de prime de quota de vente multiproduit pour une force de vente hétérogène: une approche basée sur un modèle pratique. " *Science du marketing* 13: 121 - 144.
- Martínez-Lopez, Francisco et Jorge Casillas. 2013.** " Commercialisation Systèmes d'intelligence pour la modélisation du comportement des consommateurs par une approche d'induction descriptive basée sur les systèmes génétiques flous. " *Gestion du marketing industriel* 38 (7): 714 - 731.
- McAfee, Andrew et Erik Brynjolfsson. 2012.** " Big Data: le Révolution de la gestion. " *revue de Harvard business* 90 (10): 61 - 68.
- McIntyre, Shelby H. 1982.** " Une étude expérimentale de l'impact des modèles de marketing fondés sur le jugement. " *Science du management* 28: 17 - 33.
- Montoya, Ricardo, Oded Netzer et Kamel Jedidi. 2010.** " Allocation dynamique des détails pharmaceutiques et de l'échantillonnage pour une rentabilité à long terme. " *Science du marketing* 29 (5): 909 - 924.
- Naik, Prasad A. 1999.** " Estimation de la demi-vie de Annonces. " *Lettres de marketing* 10 (4): 345 - 356.
- Naik, Prasad A., Murali K. Mantrala et Alan G. Sawyer. 1998.** " Planification des plannings médias en présence d'une qualité de publicité dynamique. " *Science du marketing* 17 (3): 214 - 235.
- Naik, Prasad A. et Kalyan Raman. 2003.** " Comprendre le Impact de la synergie dans les communications multimédias. " *Journal of Marketing Research* 40 (4): 375 - 388.
- Narayanan, Sridar, Ramarao Desiraju et Pradeep K. Chintagunta. 2004.** " Conséquences du retour sur investissement pour les dépenses de promotion pharmaceutique: le rôle des interactions marketing-mix. " *Journal of Marketing* 68 (4): 90 - 105.
- Navarro-Barrientos, J. Emeterio, Dieter Armbruster, Hongmin Li, Morgan Dempsey, et Karl G. Kempf. 2014.** " Caractérisation et analyse des données de vente pour le marché des semi-conducteurs: et approche système experte. " *Systèmes experts avec applications* 41: 893 - 903.
- Negahban, Ashkan et Levent Yilmaz. 2014.** " Basé sur un agent Applications de simulation en recherche marketing: un Examen intégré. " *Journal of Simulation* 8: 129 - 142.
- Ngai, Eric WT, Li Xiu et DCK Chau. 2009.** " Application des techniques d'exploration de données dans la gestion de la relation client: revue de la littérature et classification. " *Systèmes experts avec applications* 36: 2592 - 2602.
- Oriols-Puig, Albert, Francisco J. Martínez-Lopez, Jorge Casillas, et Nick Lee. 2013a.** " Une méthode basée sur le soft-computing pour la découverte automatique de règles floues dans les bases de données: utilisations pour la recherche académique et le support de gestion dans Commercialisation. " *Journal of Business Research* 66 (9): 1332 - 1337.

- Orriols-Puig, Albert, Francisco J. Martínez-López, Jorge Casillas, et Nick Lee. 2013b. "KDD non supervisé pour soutenir les gestionnaires de manière créative" *Prise de décision avec des règles d'association floue: une application de canal de distribution.* **Gestion du marketing industriel** 42 (4): 532 - 543.
- Papaioannou, Todd et John Edwards. 1998. "Agent mobile Technologie à l'appui du traitement des commandes client dans l'entreprise virtuelle." **Systèmes intelligents dans la fabrication** 1 (1): 23 - 32.
- Parsons, Leonard J. 1974. "Une analyse économétrique de Publicité, disponibilité au détail et vente d'une nouvelle marque." **Science du management** 20 (6): 938 - 947.
- Prendergast, Canice. 2002. "Le compromis tenu entre le risque et incitations." **Journal of Political Economy** 110 (5): 1071 - 1102.
- Raman, Kalyan. 2006. "Problèmes de valeur limite en stochastique Contrôle optimal de la publicité." **Automatica** 42 (8): 1357 - 1362.
- Raman, Kalyan. 2009. "Marchés libres, marketing et société." **Commercialisation - Journal of Research and Management** 1: 7 - 16.
- Raman, Kalyan, Murali Mantrala, Shrihari Sridhar et Elina Soie. 2012. "Allocation optimale des ressources avec une efficacité marketing, des marges et des coûts variables dans le temps." **Journal of Interactive Marketing** 26 (1): 43 - 52.
- Rand, William et Roland T. Rust. 2011. "Modélisation basée sur les agents in Marketing: Guidelines for Rigor." **Journal international de recherche en marketing** 28 (3): 181 - 193.
- Rossi, Peter E. 2014. "Même les riches CanMake se font pauvres: Un examen critique des méthodes IV dans les applications marketing." **Science du marketing** 33 (5): 655 - 672.
- Rossi, Peter E., Greg M. Allenby et Rob McCulloch. 2005. *Statistiques bayésiennes et marketing.* Chichester: Wiley. Samaha, Stephen, Robert W. Palmatier et Rajiv P. Dant. 2011. "Relations d'empoisonnement: injustice perçue dans les canaux de distribution." **Journal of Marketing** 75 (3): 99 - 117.
- Schulze, Christian, Lisa Schöler et Bernd Skiera. 2014. "ne pas Tous les jeux et divertissements: marketing viral pour les produits utilitaires." **Journal of Marketing** 78 (1): 1 - 19.
- Shankar, V. 2009. *Dépenses de marketing sur la durée de vie du produit Cycle: asymétries entre les marques dominantes et faibles.* Rapport du Marketing Science Institute.
- Shi, Huanhuan, Shrihari Sridhar, Rajdeep Grewal et Gary Lilien. 2015. *Remplacement d'un représentant commercial sortant: nouvelle embauche, clonage ou étoile?* Document de travail, Pennsylvania State University. Shiv, Baba, George Lowenstein, Antoine Bechara, Hanna Damasio et Antonio R. Damasio. 2005. "Comportement en matière d'investissement et côté négatif de l'émotion." **Sciences psychologiques** 16: 435 - 439.
- Shmueli, Galit. 2010. "Expliquer ou prédire?" **Statistique Science** 25 (3): 289 - 310.
- Shugan, Steven M. 1980. "Le coût de la pensée." **Journal of Recherche consommateurs** 7 (2): 99 - 111.
- Simester, Duncan et Juanjuan Zhang. 2014. "Pourquoi faire Les vendeurs passent tellement de temps à faire pression pour des prix bas?" **Science du marketing** 33 (6): 796 - 808.
- Simmons, George F. 1963. *Introduction à la topologie et à la modernité*
- Une analyse. New York: Livre McGraw-Hill. Simon, Herbert A. 1955. "Un modèle comportemental du rationnel Choix." **Journal trimestriel d'économie** 69 (1): 99 - 118.
- Sinha, Prabhakant et Andris A. Zoltners. 2001. "Force de vente Modèles de décision: Perspectives à partir de 25 ans de La mise en œuvre." **Interfaces** 31 (3) Partie 2 de 2: S8 - S44.
- Skiera, Bernd et Sönke Albers. 1998. "COSTA: Contribution Optimisation de l'alignement du territoire de vente." **Science du marketing** 17 (3): 196 - 213.
- Skiera, Bernd et Sönke Albers. 2008. "Prioriser la force de vente Domaines de décision pour l'amélioration de la productivité à l'aide d'une fonction de réponse aux ventes de base." **Journal of Personal Selling & Sales Management, numéro spécial sur l'amélioration de la productivité des forces de vente** 28 (2): 145 - 154.
- Srinivasan, V. 1981. "Une enquête de la Commission Equal Politique de taux pour une force de vente multi-produits." **Science du management** 27 (7): 731 - 756.
- Tirunilai, Seshadri et Gerard J. Tellis. 2014. "Exploitation minière Signification marketing de Chatter en ligne: analyse stratégique de la marque de Big Data à l'aide de l'allocation Dirichlet latente." **Journal of Marketing Research** 51 (4): 463 - 479.
- Watkins, Alison et Ronald Paul Hill. 2009. "Une simulation de Prise de décision d'entreprise à entreprise dans un contexte de marketing relationnel." **Gestion du marketing industriel** 38 (8): 994 - 1005.
- Wedel, Michel et Wagner Kamakura. 2000. *Segmentation du marché: Fondements conceptuels et méthodologiques.* New York, NY: Springer.
- Wedel, Michel, Wagner Kamakura, Neeraj Arora, Albert Bemmaor, Jeongwen Chiang, Terry Elrod, Rich Johnson, Peter Lenk, Scott Neslin et Carsten Stig Poulsen. 1999. "Représentations discrètes et continues de l'hétérogénéité non observée dans la modélisation des choix." **Lettres de marketing** 10 (3): 219 - 232.
- Wieseke, Jan, Christian Homburg et Nick Lee. 2008. "Comprendre l'adoption de nouvelles marques par les vendeurs: un cadre à plusieurs niveaux." **Journal de l'Académie des sciences du marketing** 36 (2): 278 - 291.
- Wieseke, Jan, Nick Lee, Amanda J. Broderick, Jeremy F. Dawson et Rolf van Dick. 2008. "Analyse à plusieurs niveaux dans la recherche marketing: différenciation des résultats analytiques." **Journal of Marketing Theory and Practice** 16 (4): 321 - 340.
- Winer, Russell S. 1979. "Une analyse des effets variables dans le temps de la publicité: le cas de Lydia Pinkham." **Journal of Business** 52 (4): 563 - 576.
- Zadeh, Neda Khalil, Mohammad Mehdi Sepehri et Hamid Farvareh. 2014. "Intelligente Prédiction des ventes pour Sociétés de distribution pharmaceutique: une approche basée sur l'exploration de données." **Problèmes mathématiques en ingénierie.** doi: 10.1155/2014/420310.
- Zoltners, Andris A. et Prabhakant Sinha. 1983. "Territoire de ventes Alignement: examen et modèle." **Science du management** 29: 1237 - 1256.
- Zoltners, Andris A. et Prabhakant Sinha. 2005. "Territoire de ventes Conception: trente ans de modélisation et de mise en œuvre." **Science du marketing** 24: 313 - 331.
- Zoltners, Andris A., Prabhakant Sinha et Sally E. Lorimer. 2008. "Efficacité de la force de vente: un cadre pour les chercheurs et les praticiens." **Journal of Personal Selling & Sales Management** 28 (2): 115 - 131.
- Zoltners, Andris A., Prabhakant Sinha et Sally E. Lorimer. 2012. "Briser la dépendance à la motivation des forces de vente: une approche équilibrée de l'efficacité des forces de vente." **Journal of Personal Selling & Sales Management** 32 (2): 171 - 186.
- Zyphur, Michael J. et Frederick L. Oswald. 2015. "Bayésien Estimation et inférence: un utilisateur's Guide." **Journal of Management** 41 (2): 390 - 420.

Le droit d'auteur de Journal of Personal Selling & Sales Management est la propriété de Taylor & Francis Ltd 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 détenteur des droits d'auteur. Cependant, les utilisateurs peuvent imprimer, télécharger ou envoyer par courrier électronique des articles pour un usage individuel.