

La valeur de la livraison rapide dans le commerce omnicanal

Journal of Marketing Research
2019, vol. 56 (5) 732-748
Association américaine du marketing 2019
Directives de réutilisation des
articles: sagepub.com/journals-permissions DOI:
10.1177 / 0022243719849940
journals.sagepub.com/home/mrj



Marshall L. Fisher, Santiago Gallino et Joseph Jiaqi Xu

Abstrait

Les auteurs étudient comment une livraison plus rapide sur le canal en ligne affecte les ventes à l'intérieur et entre les canaux dans le commerce omnicanal. Les auteurs tirent parti d'une quasi-expérience impliquant l'ouverture d'un nouveau centre de distribution par un détaillant de vêtements américain, qui a entraîné des livraisons plus rapides et inopinées aux États de l'Ouest américain via son canal en ligne. En utilisant une approche de différence dans les différences, les auteurs montrent que les ventes des magasins en ligne ont augmenté, en moyenne, de 1,45% par jour ouvrable de réduction du délai de livraison, par rapport à une base de référence de sept jours ouvrables. Les auteurs constatent également un effet d'entraînement positif sur les magasins hors ligne du détaillant. Ces effets augmentent progressivement à court et à moyen terme en raison d'un nombre d'ordre supérieur. Les auteurs identifient deux principaux moteurs de l'effet observé: (1) l'apprentissage du client grâce aux interactions de service avec le détaillant et (2) la présence existante de la marque en termes de taux de pénétration de la boutique en ligne et de la présence hors boutique. Les clients ayant moins d'expérience en magasin en ligne sont plus réactifs à des livraisons plus rapides à court terme, tandis que les clients expérimentés en magasin en ligne sont plus réactifs à long terme.

Mots clés

interactions de canaux, commerce omnicanal, en ligne / hors ligne, qualité de service, quasi-expérience

Supplément en ligne: <https://doi.org/10.1177/0022243719849940>

Les détaillants qui vendent des produits physiques gèrent deux éléments: le produit physique lui-même et les services fournis pour faciliter la transaction. À l'ère du commerce omnicanal, de nombreux détaillants ont identifié la vitesse comme une mesure de qualité de service importante et ont réduit les délais de livraison depuis leurs boutiques en ligne (Associated Press 2015; Stevens 2017). Une étude récente de Slice Intelligence, une firme d'études de marché, montre que le délai de livraison moyen d'une boutique en ligne aux États-Unis est passé de 8,3 jours civils en 2014 à 5,1 jours civils en 2016 pour toutes les expéditions effectuées par 238 détaillants suivis dans l'étude (Digital Commerce 360 2016).

Une livraison plus rapide devrait augmenter les ventes des magasins en ligne, mais les détaillants doivent comparer cet avantage avec le coût d'une livraison plus rapide. Dans la plupart des cas, une livraison plus rapide est obtenue en ouvrant un nouveau centre de distribution (DC) à un coût d'exploitation fixe substantiel. Bien que le coût d'un DC supplémentaire soit facile à quantifier, l'avantage d'une livraison plus rapide reste incertain. Ce problème est encore compliqué par le fait qu'il est désormais de plus en plus courant pour les détaillants d'opérer sur les canaux en ligne et hors ligne (CBInsights 2018). L'effet net d'une livraison plus rapide peut être ambigu dans un environnement omnicanal. Une livraison plus rapide peut réduire les ventes des magasins hors ligne grâce à la substitution, mais elle peut augmenter les ventes des magasins hors ligne grâce à l'expansion globale du marché. La présence de magasins hors ligne peut également renforcer ou affaiblir l'efficacité d'une livraison plus rapide pour la boutique en ligne. Donné

les investissements nécessaires pour accélérer la livraison, il est essentiel pour les détaillants de bien comprendre ses effets sur les ventes en ligne et hors ligne.

Nous étudions l'impact économique d'une livraison plus rapide dans le commerce omnicanal à travers une quasi-expérience. Plus précisément, nous examinons l'ouverture d'un nouveau DC par un grand détaillant américain de vêtements omnicanal. Le détaillant a initialement exécuté toutes les commandes en ligne d'un seul DC dans l'est des États-Unis. Fin 2012, le détaillant a ouvert un deuxième DC dans l'ouest des États-Unis, ce qui a réduit le délai de livraison à une majorité de clients dans les états de l'ouest en raison de sa proximité. Le tableau 1 montre les états desservis par le DC occidental, des statistiques récapitulatives sur les délais de livraison de chaque DC et les changements associés dans le délai de livraison.

Le détaillant n'a pas annoncé ni annoncé le nouveau DC ou le changement de délai de livraison qui en résulte. Le détaillant n'a pas non plus mis à jour l'estimation du délai de livraison sur son écran de paiement en ligne. Sa politique était d'annoncer que les commandes seraient livrées dans un délai de cinq à neuf jours ouvrables, même si certains clients

Marshall L. Fisher est professeur d'UPS chargé des opérations, de l'information et des décisions, The Wharton School, University of Pennsylvania, USA (courriel: fisher@wharton.upenn.edu). Santiago Gallino est professeur adjoint des opérations, de l'information et des décisions, The Wharton School, University of Pennsylvania, USA (courriel: sgallino@wharton.upenn.edu). Joseph Jiaqi Xu est professeur adjoint de gestion des opérations, Tepper School of Business, Université Carnegie Mellon, États-Unis (courriel: jiaqixu@andrew.cmu.edu).

Tableau 1. Résumé des délais de livraison USPS vers l'ouest des États-Unis, par État.

	Heure de livraison depuis Eastern DC (jours ouvrables)	Heure de livraison du Western DC (jours ouvrables)	Changement moyen du délai de livraison en raison du Western DC (jours ouvrables, Moyenné sur les codes postaux)
Arizona	7	5 à 7	.08
Californie	7	3 à 5	.03
Colorado	6	6	Pas de changement
Idaho	7	5 à 7	.61
Montana	7	7	Pas de changement
Nevada	7	2 à 7	.83
Nouveau Mexique	5 à 7	6 à 7	p. 11
Oregon	7	5 à 7	.97
Washington	7	5	2,00
Wyoming	6 à 7	6 à 7	Pas de changement
Utah	7	7	Pas de changement

Remarques: Données obtenues à partir de USPS Service Standard Directory (Q1 FY 2013). L'annexe Web présente une représentation graphique des attributions de codes postaux aux DC de l'est et de l'ouest.

s'attendent à recevoir leurs commandes plus rapidement. L'expérience d'achat en ligne est restée inchangée, sauf que les commandes sont arrivées plus rapidement pour certains clients.

Nous utilisons une approche de différence dans les différences (DiD) avec une pondération du score de propension pour estimer les effets d'une livraison plus rapide dans les magasins en ligne et hors ligne du détaillant. Nous constatons que l'ouverture du Western DC a augmenté les ventes des magasins en ligne de 3,79%, en moyenne, dans les codes postaux de l'ouest des États-Unis. Cet effet est positivement lié à la réduction des délais de livraison. Chaque réduction d'un jour ouvrable du délai de livraison correspond à un

1,45% les ventes augmentent en moyenne, à partir d'une base de référence de sept jours ouvrables. En outre, nous trouvons des preuves d'un effet d'entraînement positif sur tous les canaux en raison d'une livraison plus rapide. Chaque réduction d'un jour ouvrable du délai de livraison correspond à un

.61% les ventes augmentent, en moyenne, dans les magasins hors ligne, à partir d'une base de référence de sept jours ouvrables.

Nous étudions les mécanismes de l'effet du traitement et identifions plusieurs facteurs qui affectent sa dynamique. Premièrement, nous constatons que l'effet du traitement augmente avec le temps pendant la majeure partie de la période d'observation post-traitement. Nous trouvons des interactions significatives entre les effets du traitement au fil du temps et le nombre d'expéditions cumulées de l'ouest du DC vers un code postal donné et ses codes postaux voisins.

Deuxièmement, nous trouvons des interactions significatives entre les effets du traitement et la présence de marque existante sous la forme du taux de pénétration des magasins en ligne et du nombre de magasins hors ligne du détaillant. Nous constatons que l'effet d'entraînement positif sur les magasins hors ligne n'est présent que dans les endroits où la marque est déjà présente. Nous constatons également qu'à court terme, les clients ayant moins d'expérience en magasin en ligne, en termes de durée ou de fréquence, augmentent leurs dépenses en magasin en ligne plus rapidement. Cependant, à long terme, les clients ayant une utilisation plus fréquente de la boutique en ligne montrent

une augmentation plus importante des dépenses de leur boutique en ligne. Ces résultats suggèrent que l'apprentissage client est le principal moteur de la dynamique observée à court terme, mais l'amélioration de la marque en tant que principal moteur de la dynamique observée à long terme.

Cet article ajoute au corpus croissant d'œuvres liées à la vente au détail omnicanal, qui a révélé des interactions complexes et nuancées entre les canaux en ligne et hors ligne. Nous fournissons un résumé de la littérature existante dans le tableau 2 et soulignons notre contribution.

Les premières recherches omnicanales ont révélé des effets de substitution dus à la présence de magasins hors ligne ou à l'ouverture de magasins par des entreprises concurrentes (Brynjolfsson, Hu et Rahman 2009; Choi et Bell 2011; Forman, Ghose et Goldfarb 2009). Des recherches plus récentes ont documenté à la fois la substitution et la complémentarité lorsque la même entreprise opère dans les deux canaux. Avery et al. (2012) montrent que les ouvertures de magasins hors ligne augmentent à long terme les ventes des magasins en ligne du même détaillant. Pozzi (2013) étudie l'ouverture d'une boutique en ligne par une chaîne de supermarchés et constate une augmentation globale des ventes avec une cannibalisation limitée des ventes des magasins hors ligne. Wang et Goldfarb (2017) montrent que les ouvertures de magasins hors ligne augmentent les ventes des magasins en ligne dans les endroits où le détaillant n'a pas de présence antérieure mais diminuent les ventes en ligne dans les endroits où le détaillant a une présence existante. Bell, Gallino,

Un autre courant de recherche examine l'effet des changements opérationnels dans le commerce omnicanal. Kwon et Lennon (2009) utilisent des expériences de laboratoire pour démontrer les effets cross-canal des images de marque en termes d'esthétique de site Web, d'environnement de magasin et de qualité de service. Gallino et Moreno (2014) montrent que la mise en œuvre d'un programme «achat en ligne, retrait en magasin» diminue les ventes des magasins en ligne mais augmente le trafic et les ventes des magasins hors ligne. Gallino, Moreno et Stamatopoulos (2017) montrent que la mise en œuvre d'un programme de «livraison en magasin» augmente la dispersion des ventes entre les produits du détaillant. Malgré la prévalence croissante de paramètres dans lesquels le détaillant exploite des canaux en ligne et hors ligne avec une échelle suffisante, les résultats empiriques sur l'impact de la vitesse de livraison sont limités.

Diverses études ont également démontré l'impact financier d'une amélioration de la qualité de service et de la satisfaction de la clientèle (Fornell, Rust et Dekimpe 2010; Li, Sun et Wilcox 2005) ainsi que la sensibilité des clients à la variabilité positive et négative de la qualité de service (Gijzenberg, Van Heerde et Verhoef 2015). Dans un esprit similaire à nos résultats, Dong et Chintagunta (2016) montrent des effets d'entraînement de la qualité de service entre les catégories dans le secteur bancaire.

Nos résultats quantitatifs peuvent être utiles aux détaillants pour décider d'étendre ou non leurs capacités de distribution en magasin. Nos résultats qualitatifs suggèrent en outre que l'amélioration de la qualité de service dans le commerce omnicanal peut générer des complémentarités entre les canaux, en fonction des niveaux existants de présence de la marque. Les détaillants peuvent utiliser la livraison rapide sur Internet

Tableau 2. Résumé de la littérature omnicanal existante.

Étude	Contexte de recherche	Variables dépendantes)	Modérateur (s) et autres fonctions	Contribution et perspectives
Brynjolfsson, Hu et Raman (2009)	L'effet du hors ligne local Présence de concurrents en magasin sur les canaux de vente directs d'un détaillant de vêtements	Ventes Internet et catalogue au niveau du code postal	Caractéristiques des produits	Les magasins hors ligne sont en concurrence avec les canaux pour les produits grand public mais pas pour les produits de niche.
Forman, Ghose et Goldfarb (2009)	L'effet du local ouverture d'une librairie sur les ventes de livres sur Amazon	Classement des ventes Amazon de livres par emplacement	Caractéristique du produit, caractéristique du concurrent	Les concurrents hors ligne réduisent en ligne les ventes de livres, avec l'effet le plus prononcé pour les produits populaires.
Choi et Bell (2011)	L'effet du local consommateurs minoritaires de préférence sur les ventes en ligne sur Diapers.com	Nombre de boutique en ligne acheteurs, commandes répétées et ventes de marques au niveau du code postal	Caractéristique du produit, sensibilité aux prix	Le nombre de minorité de préférence les consommateurs expliquent les variations géographiques des ventes en ligne.
Avery et al. (2012)	Ouverture d'un magasin hors ligne par un détaillant de vêtements omnicanal	Ventes Internet et catalogue au niveau du code postal	Client précédent expérience	L'ouverture des magasins hors ligne a augmenté ventes Internet et catalogue à long terme.
Pozzi (2013)	L'effet de l'ouverture d'un boutique en ligne par un détaillant d'épicerie traditionnellement hors ligne	Boutique en ligne et hors ligne dépenses au niveau des ménages; ventes en magasin hors ligne au niveau du magasin	Coût du voyage, local hors ligne compétition	La boutique en ligne a augmenté ses ventes globales avec une cannibalisation limitée des ventes en magasin hors ligne.
Gallino et Moreno (2014)	Achat-ramassage-en-ligne mise en œuvre du service de magasin par un détaillant de meubles omnicanal	Ventes en magasin en ligne au Niveau DMA; ventes en magasin hors ligne au niveau du magasin	Vente croisée, canal substitution, caractéristique du produit	Service d'achat en ligne et de retrait en magasin augmentation des ventes totales grâce à une augmentation des ventes dans les magasins hors ligne mais à une baisse des ventes dans les magasins en ligne.
Gallino, Moreno et Stamatopoulos (2017)	Fonction d'expédition en magasin mise en œuvre par un détaillant de meubles omnicanal	Ventes en ligne métrique de dispersion au niveau DMA	Implications pour gestion de l'inventaire	Le service de livraison en magasin a augmenté les ventes dispersion en augmentant les ventes d'articles moins populaires.
Wang et Goldfarb (2017)	Ouvertures de magasins hors ligne par un détaillant de vêtements omnicanal	Boutique totale et en ligne ventes au niveau des secteurs de recensement	Présence de la marque, avant expérience client	L'ouverture des magasins hors ligne a augmenté / baisse des ventes en ligne dans les zones sans présence de marque antérieure / existante.
Bell, Gallino et Moreno (2018)	Salle d'exposition hors ligne ouvertures par Warby Parker	Boutique totale et en ligne ventes au niveau du code postal	Client précédent expérience; tri client; présence de la marque	Les ouvertures de showroom ont augmenté au total et les ventes en ligne avec des retombées opérationnelles.
Étude actuelle	Boutique en ligne plus rapide livraisons par un détaillant de vêtements omnicanal	Ventes en magasin en ligne au au niveau du code postal, ventes en magasin hors ligne au niveau du magasin	L'apprentissage des consommateurs; présence de la marque, expérience client antérieure	Une livraison plus rapide améliorée en ligne et ventes en magasin hors ligne. L'effet est modéré par l'apprentissage des consommateurs à court terme et la présence de la marque à long terme.

Remarques: DMA ¼ zone de marché désignée.

canal pour générer du trafic vers leurs magasins hors ligne à court terme, tandis que la présence de magasins hors ligne peut aider à augmenter l'efficacité d'une livraison rapide à long terme. Alors que l'industrie du commerce de détail continue de subir des transformations majeures, il devient essentiel pour les managers de comprendre et de tirer parti de ces interactions cross-canal pour rester compétitifs.

Contexte et données

Nous avons collaboré avec un grand détaillant américain de vêtements omnicanal dont l'exploitation consiste en une boutique en ligne et plus de

300 magasins hors ligne à travers les États-Unis. Le détaillant génère près de 20% de ses ventes sur sa boutique en ligne. Il a à l'origine rempli toutes les commandes en ligne d'un seul DC dans l'est des États-Unis. Cela a entraîné une grande variation des délais de livraison à travers le pays. Les livraisons aux clients des États de l'Est ont pris de deux à quatre jours ouvrables en utilisant l'option d'expédition terrestre standard, tandis que les livraisons à la plupart des clients de l'Ouest américain ont pris sept jours ouvrables en utilisant la même option d'expédition.

Fin 2012, le détaillant a ouvert un nouveau DC dans l'ouest des États-Unis et a attribué chaque code postal à un seul DC en fonction de la géographie. Le nouveau DC occidental desservait les États occidentaux

exclusivement, avec le DC oriental d'origine desservant les États restants. En raison de la proximité du nouveau DC, la plupart des clients de l'ouest des États-Unis ont connu une réduction du délai de livraison, comme le montre le tableau 1. Cependant, 24 codes postaux au Nouveau-Mexique (sur 4 187 codes postaux attribués au DC occidental) ont connu une journée augmentation du délai de livraison.

Le détaillant a indiqué un délai de livraison de cinq à neuf jours ouvrables pour tous les clients continentaux des États-Unis sur son écran de paiement en ligne. Le détaillant n'a pas annoncé ni annoncé de changements dans les délais de livraison à ses clients de l'Ouest américain tout au long de la période d'observation. Il l'a fait pour deux raisons. Premièrement, le détaillant voulait fournir les estimations les plus prudentes au cas où il y aurait des retards imprévus dans la livraison. Deuxièmement, le détaillant devait investir dans des technologies de l'information supplémentaires pour afficher des estimations précises des délais de livraison à la caisse en fonction de l'emplacement du client. Le détaillant n'a pas entrepris cet investissement à l'époque.

De nombreuses interviews avec l'équipe de gestion du détaillant soutiennent l'idée qu'il n'y avait pas de différence dans les tendances des ventes entre l'ouest et l'est des États-Unis avant l'ouverture de l'ouest de Washington. Nous présentons des données et des analyses pour étayer cette affirmation dans les sections suivantes. L'ouverture du DC occidental n'a pas affecté les opérations des magasins hors ligne, car ces magasins étaient stockés par le biais de deux autres DC dédiés à desservir les magasins hors ligne (c.-à-d., Le détaillant exploitait quatre DC au total au cours de notre période d'observation - deux pour la boutique en ligne et deux pour la ligne hors ligne). magasins).

L'équipe de direction a également confirmé que la société ne faisait pas de publicité ciblée géographiquement. Les prix des produits du détaillant ont varié au fil du temps à mesure que de nouveaux assortiments de produits ont été introduits et que les assortiments existants ont été réduits. Le détaillant a maintenu des prix de boutique en ligne cohérents sur l'ensemble du marché américain et n'a pas fait de discrimination de prix entre la boutique en ligne et les magasins hors ligne. Cependant, nous reconnaissons qu'il peut y avoir des exceptions à cette règle dans lesquelles les gestionnaires de magasins hors ligne peuvent avoir réduit les articles à leur discrétion malgré les efforts du détaillant pour maintenir des prix cohérents à l'échelle nationale et entre les canaux. Enfin, l'équipe de gestion a indiqué que l'emplacement exact du DC occidental avait été choisi en fonction des coûts d'exploitation et des avantages fiscaux.

Le détaillant a fourni ses ventes hebdomadaires en dollars, le nombre de commandes et le nombre d'articles de ses magasins en ligne et hors ligne. Les données de la boutique en ligne sont ventilées au niveau du code postal pour les codes postaux non postaux et non commerciaux des États-Unis continentaux. Les données du magasin hors ligne sont désagrégées au niveau du magasin. Les données sur les ventes sont des données de panel entièrement équilibrées au niveau du code postal - semaine ou semaine magasin et incluent des observations de ventes nulles dans la boutique en ligne. Conformément à son protocole standard d'analyse des données, le détaillant a exclu les ventes des commandes impliquant des cartes-cadeaux ou des remises pour les employés. Pour chaque code postal, le détaillant a également fourni le nombre hebdomadaire de clients de la première boutique en ligne (données d'acquisition de clients) et le nombre de clients de la boutique en ligne qui ont passé une commande à tout moment en 2011 (données de base de clients actifs).

Nos données contiennent 26 464 codes postaux et 303 magasins hors ligne. Après l'ouverture du DC occidental, le DC oriental a servi 22 277 codes postaux (nous les appelons codes postaux de contrôle), et le nouveau DC occidental a desservi 4 187 codes postaux (nous les appelons codes postaux de traitement). Nous considérons uniquement les magasins hors ligne qui ont été ouverts tout au long de notre période d'observation: 208 magasins hors ligne situés dans les codes postaux de contrôle et 95 magasins hors ligne situés dans les codes postaux de traitement. La période d'observation s'étend de janvier 2012 à décembre 2013 (104 semaines au total). Le DC occidental était en opération régulière après la semaine 54 de la période d'observation. Ainsi, la période de prétraitement a duré 54 semaines et la période de post-traitement a duré 50 semaines.

Nous combinons les données de vente de nos détaillants partenaires avec les données sur les délais de livraison au niveau du code postal à trois chiffres du United States Postal Service (USPS) au début de 2013 et les données démographiques au niveau du code à cinq chiffres de la base de données démographiques et commerciales d'Esri 2010. Nous utilisons les données USPS pour mesurer le délai de livraison, car USPS était l'un des fournisseurs de logistique tiers que notre détaillant partenaire a utilisé et qui disposait de données de délai de livraison accessibles au public entre 2012 et 2013. Dans l'annexe Web, nous montrons que nos résultats sont robustes à l'utilisation Données 2017 de United Parcel Service, qui était l'autre prestataire logistique tiers pour notre partenaire distributeur.

Stratégie empirique

Nous utilisons une approche DiD pour évaluer l'impact économique d'une livraison plus rapide dans les magasins en ligne et hors ligne du détaillant. L'approche DiD a été largement utilisée dans la littérature omnicanal pour quantifier les effets des changements de politique. Cette méthodologie permet de comparer les changements relatifs dans le résultat d'intérêt (ventes, dans notre contexte) avant et après un changement de politique entre les groupes de traitement et de contrôle tout en contrôlant les facteurs non observables.

Dans notre contexte, le groupe de traitement se compose de clients et de magasins dans des codes postaux attribués au nouveau DC occidental, comme indiqué dans le tableau 1. Le groupe de contrôle se compose de clients et de magasins dans des codes postaux affectés au DC oriental d'origine. Le traitement est le changement de délai de livraison aux codes postaux de traitement en raison de l'ouverture du DC occidental. Le DC occidental est devenu opérationnel au cours de la semaine 54 de la période d'observation. Nous considérons les semaines 1 à 54 comme la période de prétraitement et les semaines 55 à 104 comme la période de post-traitement.

L'approche DiD fournit une estimation causale de l'impact économique d'une livraison plus rapide dans un cadre expérimental, où des codes postaux individuels sont assignés au hasard pour recevoir une livraison plus rapide. Cependant, en raison des contraintes pratiques de l'opération du détaillant, notre cadre ne satisfait pas aux conditions d'une expérience randomisée. Les codes postaux sont attribués au groupe de traitement ou de contrôle en fonction de la décision du détaillant de diviser les États-Unis en deux régions de couverture distinctes des CD respectifs. Dans ce contexte quasi expérimental, nous développons une stratégie empirique complète pour établir l'effet causal d'une livraison plus rapide en utilisant la pondération du score de propension, les effets fixes au niveau du code postal et du magasin, les effets fixes hebdomadaires et divers tests sur l'effet de sélection.

Tableau 3. Statistiques sommaires des caractéristiques des codes postaux observables pour les codes postaux de traitement et de contrôle.

	Codes postaux de traitement		Codes postaux de contrôle	
	Signifier	Dakota du Sud	Signifier	Dakota du Sud
Population totale	16,958	18 698	10 606	13 467
Population féminine ^{une}	8,501	9 404	5 411	6 929
Densité de population	2 000	4,110	1,316	5 353
Âge médian (années)	38,9	8.3	40,1	5,9
Médiane par habitant revenu (USD)	25 543	12 267	23 898	9,682
# de magasins de vêtements hors ligne	13,2	32,9	7,5	23,7
Magasin de vêtements annuel revenus (USD)	6,503,100	19,770,756	3,775,224	19,413,717
Délai de livraison à partir de Eastern DC (jours ouvrables)	6,87	.35	5,22	.77
Délai de livraison à partir de Western DC (jours ouvrables)	5.20	1.40	6,95	.55

une Les marques s'adressent aux femmes.

Premièrement, nous utilisons la pondération du score de propension pour contrôler les différences observables qui découlent d'une affectation de traitement non aléatoire. Comme le montre le tableau 3, il existe des déséquilibres dans les variables démographiques clés entre les groupes de traitement et de contrôle, même si le groupe de traitement a été attribué à l'ouest de la DC uniquement sur la base de la géographie. Cependant, il est possible d'approximer une expérience parfaitement randomisée, dans laquelle un sujet du groupe de traitement moyen aurait des covariables observables similaires à celles d'un sujet du groupe témoin moyen. Nous y parvenons en appliquant des poids appropriés à la régression DiD en utilisant le score de propension, qui mesure la probabilité d'assignation de traitement sur la base de covariables observables (Rosenbaum 1987).

Pour chaque code postal i , nous estimons le score de propension α_i et X_i en utilisant la régression probit basée sur le vecteur de caractéristiques observables X_i et l'indicateur de statut de traitement variable $TRAITER_{it}$.

Nous utilisons les sept variables démographiques au niveau du code postal présentées dans le tableau 3 comme caractéristiques observables. À la suite de Hirano et Imbens (2001), nous définissons le poids de régression ω comme

$$\omega_i = \frac{\alpha_i \text{ TRAITER}_{it} \cdot X_i \cdot \mathbb{1}_{\text{TRAITER}_{it}}}{\alpha_i \text{ TRAITER}_{it} \cdot X_i \cdot \mathbb{1}_{\text{TRAITER}_{it}} + (1 - \alpha_i) \text{ TRAITER}_{it} \cdot X_i \cdot \mathbb{1}_{\text{TRAITER}_{it}}}$$

L'approche par score de propension permet de comparer les groupes de traitement et de contrôle lorsqu'il existe des différences dans les caractéristiques observables, telles que le niveau de prospérité en termes de revenu par habitant. Par exemple, nous observons que les codes postaux de traitement ont un revenu par habitant plus élevé, en moyenne, que les codes postaux de contrôle. L'application de poids de régression permet aux codes postaux de traitement d'avoir un niveau moyen similaire de covariables observables comme les codes postaux de contrôle, contrôlant ainsi des facteurs tels que les différences de revenu par habitant. Nous utilisons un ensemble distinct de scores de propension pour les données de la boutique en ligne et les données de la boutique hors ligne.

Deuxièmement, nous incorporons des effets fixes au niveau du code postal ou du magasin hors ligne dans la spécification DiD. Ces effets fixes au niveau du sujet éliminent les différences non observables et invariables dans le temps entre les codes postaux ou les magasins hors ligne. Ces facteurs peuvent inclure des différences de style de vie non observées au niveau local, des préférences de marque et des conditions climatiques (Bronnenberg, Dub

e et Gentzkow

2012). Dans le contexte de l'approche DiD, ces effets fixes au niveau du sujet remplissent la même fonction que la variable d'indicateur de l'état du traitement, qui contrôle les différences invariables dans le temps spécifiques au groupe entre les groupes de traitement et de contrôle à un niveau plus granulaire.

Troisièmement, nous incluons des effets fixes hebdomadaires dans la spécification DiD pour exclure les différences non observables et invariables au fil du temps. Ces facteurs peuvent inclure l'environnement macroéconomique; variation saisonnière des ventes au détail; et le prix, l'assortiment, la promotion et le taux actuel de croissance des revenus du détaillant. Compte tenu de la politique globale du détaillant d'uniformité des prix entre les zones géographiques et les canaux, les effets fixes hebdomadaires contrôlent la plupart des effets des variations de prix au fil du temps. Les variations du comportement du gestionnaire de magasin sont capturées par les effets fixes au niveau du code postal ou au niveau du magasin hors ligne.

En résumé, notre stratégie d'identification nous permet d'estimer les principaux effets attribuables à l'ouverture du DC occidental après avoir contrôlé les ensembles de facteurs suivants: (1) les différences observables entre les groupes de traitement et de contrôle, qui sont contrôlées par la pondération du score de propension ajustement; (2) des effets non observables variant géographiquement mais invariants dans le temps, qui sont contrôlés par les termes d'effets fixes au niveau du code postal et du magasin hors ligne; et (3) des effets non observables géographiquement invariants mais variant dans le temps, qui sont contrôlés par les effets fixes hebdomadaires.

Enfin, nous établissons la nature causale de l'effet du traitement en tirant parti des caractéristiques du cadre quasi expérimental. Nous considérons que le groupe de traitement a connu différents niveaux de réduction du temps d'accouchement et estimons le modèle DiD avec différents niveaux d'intensité de traitement. Nous estimons également le modèle DiD en utilisant uniquement les codes postaux voisins à la frontière des groupes de traitement / contrôle. Étant donné que ces codes postaux voisins sont similaires les uns aux autres, ils fournissent un ensemble de groupes de traitement et de contrôle comparables.

Nous présentons nos principaux résultats d'estimation en utilisant la régression de Poisson de panel avec effets fixes et pondération du score de propension. Nous choisissons la régression de Poisson de panel comme spécification principale pour plusieurs raisons. Premièrement, la régression de Poisson est utile pour analyser des données non négatives mais asymétriques. Deuxièmement, la régression de Poisson peut incorporer des valeurs de zéro dans la variable dépendante tout en conservant une forme log-linéaire. Ces fonctionnalités sont importantes pour analyser les ventes des magasins en ligne, car les ventes hebdomadaires des magasins en ligne au niveau du code postal montrent des variations considérables avec de nombreuses observations de ventes nulles. Une mise en œuvre directe d'un modèle log-linéaire ignorerait les observations de ventes nulles, ce qui pourrait introduire un biais si les observations de ventes nulles ne se produisent pas au hasard. Finalement,

La régression de Poisson du panel appartient à la famille exponentielle linéaire des modèles, ce qui signifie que son estimateur moyen conditionnel est cohérent même si la distribution conditionnelle de la variable dépendante ne suit pas la distribution de Poisson (Wooldridge 2010). De plus, il n'est pas nécessaire que la variable dépendante soit une variable de comptage pour que l'estimateur soit cohérent. Enfin, les erreurs types robustes au maximum de vraisemblance estimées par régression de Poisson sont cohérentes même si le processus sous-jacent de génération de données n'est pas Poisson, et elles sont robustes à des modèles arbitraires de corrélation en série (Wooldridge 1997).

Dans l'annexe Web, nous vérifions que les poids de régression du score de propension équilibrent correctement les différences observables entre les codes postaux de traitement et de contrôle. En outre, nous montrons la robustesse de nos résultats par rapport à des spécifications alternatives telles que l'ajustement de correspondance de score de propension, DiD avec un modèle de sélection de style Heckman et un modèle Tobit.

Principaux résultats

Nous présentons d'abord une preuve sans modèle d'augmentation des ventes dans la région de traitement suite à l'ouverture de l'ouest DC. Nous considérons l'indice des ventes désaisonnalisé comme la mesure clé pour tenir compte de la saisonnalité du commerce de détail et de la croissance organique sous-jacente du détaillant. Nous divisons les données de ventes hebdomadaires par statut de traitement et calculons les ventes hebdomadaires désaisonnalisées (semaine de l'année) pour chaque groupe. Nous calculons ensuite l'indice des ventes hebdomadaires désaisonnalisées en divisant les ventes désaisonnalisées de chaque semaine d'observation par celle de la semaine 1, multipliées par 100. La figure 1 montre les graphiques chronologiques de la moyenne mobile sur 12 semaines pour les données désaisonnalisées indices de vente de la boutique en ligne (Panel

A) et les magasins hors ligne (panneau B). La ligne verticale à la semaine d'observation 55 indique le début de la période de post-traitement. Nous utilisons la moyenne mobile pour lisser la variabilité des ventes au détail, avec une période de 12 semaines choisie pour correspondre à la durée typique d'une saison de vente de vêtements (ou trimestre fiscal). Nous présentons le même chiffre sans la moyenne mobile sur 12 semaines dans l'annexe Web.

Les lignes horizontales présentées dans la figure 1 correspondent à l'indice moyen des ventes corrigé des variations saisonnières avant et après le traitement pour les groupes de traitement et de contrôle. Nous constatons qu'entre les périodes de pré et post-traitement, l'indice des ventes désaisonnalisé de la boutique en ligne a augmenté de 33,6% dans le groupe de traitement (de 119 à 159) et de 29,3% dans le groupe témoin (de 123 à 159). Nous constatons également que l'indice des ventes désaisonnalisé pour le magasin hors ligne a changé de 2,0% dans le groupe de traitement (de 99 à 101), mais ne trouve aucun changement dans le groupe de contrôle (de 103 à 103) entre les périodes de pré et post-traitement.

Nous observons également que l'indice moyen des ventes corrigé des variations saisonnières sur 12 semaines du groupe de traitement atteint le même niveau (et parfois plus haut) que celui du groupe témoin pendant la période de post-traitement, même si l'indice du groupe de traitement est constamment inférieur à celui du groupe témoin pendant la période de prétraitement.

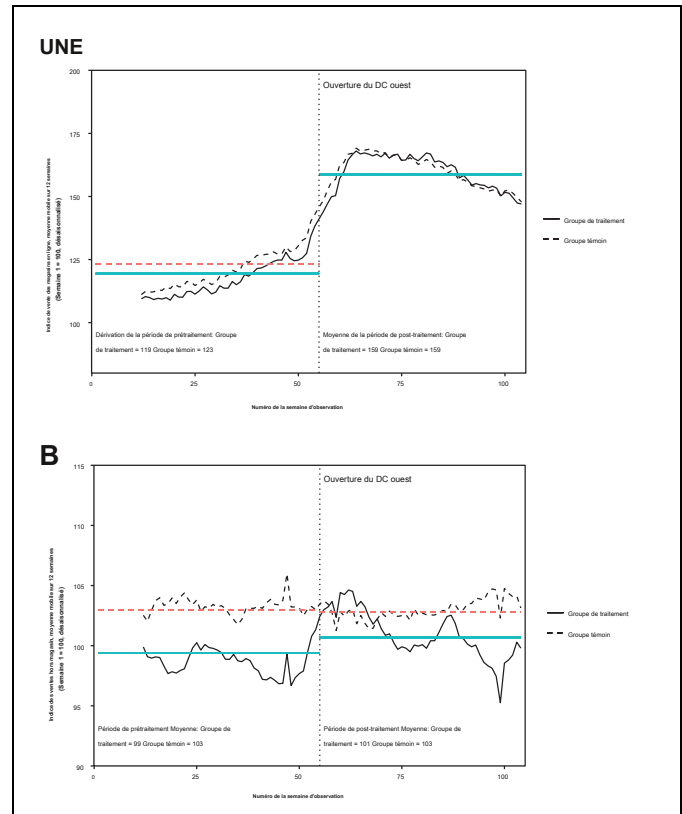


Figure 1. Indice des ventes hebdomadaires en ligne et hors ligne désaisonnalisées des magasins par groupe de traitement et de contrôle.

Les éléments de preuve sans modèle servent d'indication préliminaire que les ventes désaisonnalisées dans la région de traitement ont augmenté dans une proportion plus élevée que celle de la région de contrôle après l'ouverture de l'ouest de Washington. Les ventes des magasins en ligne dans la région de traitement semblent avoir connu une augmentation supplémentaire de 4,3% par rapport à l'augmentation dans la région de contrôle, tandis que les ventes des magasins hors ligne dans la région de traitement semblent avoir connu une augmentation supplémentaire de 2,0% augmenter par rapport au changement dans la région de contrôle.

En s'appuyant sur ces ensembles de preuves sans modèle, nous appliquons l'approche DiD avec ajustement du score de propension pour obtenir des estimations plus précises de l'effet du traitement. Nous validons d'abord l'hypothèse de tendances parallèles en comparant les données brutes de ventes hebdomadaires du groupe de traitement avec celles du groupe témoin pendant la période de prétraitement. Cette hypothèse établit que les ventes des groupes de traitement et de contrôle auraient changé à un rythme similaire en l'absence de traitement. Nous estimons le modèle suivant:

$$\ln \text{ré Ventes}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{TREAT}_{je} + \beta_2 \text{LA SEMAINE}_{it} + \epsilon_{it}$$

ré 1 p

où i correspond à un groupe particulier (traitement ou contrôle), et t correspond à une semaine particulière de la période d'observation. La variable factice TREAT_{je} est égal à un pour le groupe de traitement et égal à zéro sinon. LA SEMAINE_{it} indique le nombre de semaines depuis le début de la période d'observation.

Tableau 4. Analyse des tendances parallèles.

	Boutique en ligne	Boutique hors ligne
Intercepter	15,0950 *** (.0514)	16,6709 *** (.0536)
TRAITER	.8703 *** (.0728)	.8090 *** (.0758)
LA SEMAINE	-.0178 *** (.0016)	-.0075 *** (.0017)
TRAITER LA SEMAINE	.0006 (.0023)	.0003 (.0024)
# des observations	108	108
R ²	.8900	.8324

*** p < .001.

Remarques: Des estimations de régression par les moindres carrés ordinaires sont présentées. Une observation est les ventes hebdomadaires au groupe de traitement ou de contrôle. Les données vont du 1er janvier 2012 à la semaine 54 inclusivement pendant les semaines de prétraitement. Erreurs standard signalées entre parenthèses.

Le coefficient d'intérêt est β_3 , qui mesure la différence dans la tendance des ventes entre les groupes de traitement et de contrôle.

Comme le montre le tableau 4, nous ne trouvons pas de différences statistiquement significatives dans la tendance des ventes de prétraitement entre les groupes de traitement et de contrôle dans les magasins en ligne ou hors ligne. Cette constatation est conforme à la figure 1. L'analyse des tendances parallèles confirme l'affirmation du détaillant selon laquelle il n'a pas choisi d'ouvrir un nouveau DC occidental sur la base des tendances des ventes existantes.

Après avoir confirmé l'hypothèse des tendances parallèles critiques, nous appliquons ensuite l'approche DiD. Nous estimons l'impact du nouveau Western DC sur les ventes des magasins en utilisant le modèle suivant:

$$\ln \frac{1}{2} E \text{ ré Ventes } i \text{ } t \text{ } ? \frac{1}{4} \text{ } \beta_0 \text{ } \beta_1 \text{ } \text{IMPRV}_{je} \text{ } \text{APRÈS } t \text{ } \\ \beta_2 \text{ } \text{TRAITER}_{je} \text{ } \beta_3 \text{ } \text{APRÈS } t \text{ } \\ \beta_4 \text{ } \text{Code postal } \text{ré Boutique } \beta_5 \text{ } \text{Effet fixe }_{je} \text{ } \\ \beta_6 \text{ } \text{Effet fixe hebdomadaire } t \beta_7 \text{ } E_{it}$$

où i correspond à un code postal particulier ou à un magasin hors ligne et t correspond à une semaine particulière de la période d'observation. La variable factice TREAT_{je} est égal à un si le sujet appartient au groupe de traitement et à zéro sinon. La variable muette $\text{APRÈS } t$ est égal à un pendant des semaines dans la période de post-traitement et zéro sinon. Le coefficient

une β_3 du terme d'interaction TREAT_{je} $\text{APRÈS } t$ capture le impact du nouveau DC sur les ventes. Nous notons que les principaux effets de la **variable indicatrice de l'état du traitement (β_2) et variable indicateur de la période de post-traitement (β_3) seront absorbés par les effets fixes respectifs dans l'estimation.**

Nous tirons également parti des variations des changements de délai de livraison dans la région traitée pour établir un lien direct entre les ventes et les changements de délai de livraison. Nous définissons la variable IMPRV_{je} comme le changement de délai de livraison (en jours ouvrables) à un code postal de traitement i en raison de l'ouverture du Western DC. Pour les codes postaux dans la région traitée, cette variable est la différence entre le délai de livraison utilisant le DC oriental et le délai de livraison utilisant le DC occidental. Pour les codes postaux dans la région de contrôle, ce

La variable est égale à zéro car les codes postaux de contrôle sont toujours desservis par le DC oriental. Nous utilisons le changement de délai de livraison associé au code postal du magasin hors ligne pour analyser les ventes du magasin hors ligne. Nous estimons le modèle suivant:

$$\ln \frac{1}{2} E \text{ ré Ventes } i \text{ } t \text{ } ? \frac{1}{4} \text{ } \beta_0 \text{ } \beta_1 \text{ } \text{IMPRV}_{je} \text{ } \text{APRÈS } t \text{ } \\ \beta_2 \text{ } \text{IMPRV}_{je} \text{ } \beta_3 \text{ } \text{APRÈS } t \text{ } \\ \beta_4 \text{ } \text{Code postal } \text{ré Boutique } \beta_5 \text{ } \text{Effet fixe }_{je} \text{ } \\ \beta_6 \text{ } \text{Effet fixe hebdomadaire } t \beta_7 \text{ } E_{it}$$

La variable IMPRV_{je} représente l'amplitude de l'intensité du traitement, avec une valeur positive indiquant une réduction du temps de livraison et une valeur négative indiquant une augmentation du temps de livraison. Ainsi, le coefficient β_1 du terme d'interaction capture l'effet de traitement moyen sur les ventes par rapport à une réduction marginale du délai de livraison.

Le tableau 5 présente les estimations des équations 2 et 3 en utilisant les ventes des magasins en ligne et hors ligne comme variables dépendantes. Nous constatons une augmentation des ventes plus importante dans les codes postaux de traitement et les magasins hors ligne après l'ouverture de l'ouest de DC. La colonne 1 montre que les ventes des boutiques en ligne dans les codes postaux de traitement ont augmenté de 3,79% ($e: 0372$

1) par rapport aux ventes des boutiques en ligne dans les codes postaux de contrôle. La colonne 2 montre que les ventes des magasins hors ligne dans les codes postaux de traitement ont augmenté de 1,82% ($e: 0180$ 1) par rapport à ventes en magasin hors ligne dans les codes postaux de contrôle.

Nous constatons également que les augmentations de ventes sont plus importantes pour les codes postaux de traitement et les magasins hors ligne qui ont connu une réduction plus importante des délais de livraison. L'estimation de la colonne 3 indique que chaque réduction de délai de livraison par jour ouvrable augmente les ventes en ligne de 1,45% en moyenne, à partir d'une base de référence de sept jours ouvrables. De même, l'estimation de la colonne 4 indique que chaque réduction de délai de livraison par jour ouvrable augmente les ventes hors magasin de 0,61% en moyenne, à partir d'une base de référence de sept jours ouvrables. Ainsi, nous constatons un effet positif sur les ventes des magasins en ligne ainsi qu'un effet d'entraînement positif sur les ventes des magasins hors ligne, en raison d'une livraison plus rapide.

Nous présentons les résultats de deux tests de robustesse dans le tableau 5. Dans le premier test, nous estimons les équations 2 et 3 sur la base d'une agrégation à deux périodes avec uniquement des périodes de pré et post-traitement pour chaque code postal ou magasin hors ligne. Ce test de robustesse résout le problème des incohérences dans les estimations d'erreur standard dues à la corrélation en série dans les données du panel. L'approche d'agrégation en deux périodes est recommandée par Bertrand, Duflo et Mullainathan (2004) et a également été adoptée dans diverses implémentations de l'approche DiD (Gill, Sridhar et Grewal 2017; Shi et al.2017).

Les colonnes 5 à 8 du tableau 5 présentent les résultats de l'estimation des équations 2 et 3 à l'aide d'une agrégation sur deux périodes. Nous constatons que nos estimations sont cohérentes avec les résultats de l'agrégation des ventes hebdomadaires pour les magasins en ligne et hors ligne. Ces résultats confirment que l'approche de régression de Poisson du panel est robuste à l'hypothèse de corrélation sérielle dans les données du panel.

Dans le deuxième test de robustesse, nous estimons les équations 2 et 3 pour les ventes en magasin en utilisant uniquement les codes postaux de traitement et de contrôle voisins à la frontière de traitement / contrôle. Un code postal

Tableau 5. L'impact du Western DC sur les ventes en ligne et hors ligne.

	Équation 2		Équation 3		Équation 2		Équation 3		Ventes en magasin en ligne aux codes postaux de traitement et de contrôle voisins	
	En ligne	Hors ligne	En ligne	Hors ligne	En ligne	Hors ligne	En ligne	Hors ligne	Équation 2	Équation 3
TRAITER APRÈS	.0372 *** (.0018)	.0180 *** (.0046)	.0367 *** (.0018)	.0181 *** (.0046)	.0367 *** (.0018)	.0181 *** (.0046)	.0367 *** (.0018)	.0181 *** (.0046)	.1008 (.0945)	
IMPRV APRÈS			.0144 *** (.0005)	.0060 *** (.0015)	.0145 *** (.0006)	.0061 *** (.0015)	.0145 *** (.0006)	.0061 *** (.0015)		.3228 *** (.0706)
APRÈS			.1876 *** (.0016)	.0610 *** (.0040)	.1906 *** (.0012)	.0584 *** (.0033)	.1906 *** (.0012)	.0584 *** (.0033)		
Code postal / stocker les effets fixes	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Effets fixes hebdomadaires	Oui	Oui	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Oui
Agrégation de temps	Hebdomadaire	Hebdomadaire	Pré-post	Pré-post	Pré-post	Pré-post	Pré-post	Pré-post	Hebdomadaire	Hebdomadaire
Pondération du score de propension	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
# des observations	2 752 256	31 512	52 928	606	52 928	606	52 928	606	11 752	11 752
# de codes postaux / nombre de magasins	26 464	303	26 464	303	26 464	303	26 464	303	113	113
Log-pseudo-raisemblance	4 014 10 ^a	86,491,877 4,014 10 ^a	86,501,022 11 799,404 3 756 888 11 767 251 3,766,961		86,501,022 11 799,404 3 756 888 11 767 251 3,766,961		86,501,022 11 799,404 3 756 888 11 767 251 3,766,961		987 824	986,450

*** p < .001.

Remarques: Des estimations de la régression de Poisson du panel à effets fixes sont présentées. Une observation est des ventes hebdomadaires dans un code postal (en ligne) ou dans un magasin physique (hors ligne) pour les colonnes 1 à 4 et les colonnes 9 à 10. Une observation est une observation agrégée de la période avant ou après le traitement dans un code postal (en ligne) ou dans un magasin physique (hors ligne) pour les colonnes 5 à 8. Les données vont du 1^{er} janvier 2012 au 31 décembre 2013. Les semaines de prétraitement sont les semaines 1 à 54. TREAT, IMPRV et parfois AFTER sont abandonnés en raison de leur colinéarité avec les effets fixes code postal / magasin ou les effets fixes hebdomadaires. Erreurs standard robustes signalées entre parenthèses.

serait inclus dans cette analyse s'il s'agit d'un code postal de traitement qui voisine un code postal de contrôle, ou s'il s'agit d'un code postal de contrôle qui voisine d'un code postal de traitement. Ce test répond à la préoccupation de sélection sur l'attribution du traitement en raison de caractéristiques non observables en comparant les codes postaux qui devraient être très similaires. Nous réestimons le score de propension en fonction du sous-ensemble spécifique de codes postaux. Nous effectuons cette analyse uniquement sur les ventes des magasins en ligne car il n'y avait pas de magasins hors ligne dans la région frontalière.

Les colonnes 9 et 10 du tableau 5 présentent les résultats de l'analyse du code postal voisin. Nous ne trouvons pas d'effet de traitement moyen statistiquement significatif pour les codes postaux de traitement, mais trouvons un effet statistiquement significatif des changements dans le délai de livraison. Dans cet échantillon, 11% des codes postaux de traitement dans la région frontalière ont connu une augmentation du délai de livraison d'un jour ouvrable, tandis que les codes postaux de traitement restants n'ont connu aucun changement. L'estimation suggère que chaque jour ouvrable, l'augmentation du délai de livraison a entraîné une baisse des ventes de 38,1% (e: 3228)

1) parmi les codes postaux dans la frontière de traitement / contrôle moyenne, à partir d'une base de référence de sept jours ouvrables. Ces résultats suggèrent que les effets observés sont entraînés par des changements dans le délai d'accouchement par opposition à un effet de sélection non observable sur la mission de traitement.

Pour mieux comprendre les contributions relatives des composantes des revenus individuels à l'augmentation des ventes observée, nous estimons l'équation 3 en utilisant différents ensembles de variables dépendantes. Pour la boutique en ligne, nous considérons le nombre hebdomadaire de nouveaux clients acquis, le nombre de commandes hebdomadaires et la taille hebdomadaire moyenne du panier (en USD) comme variables dépendantes. Pour le magasin hors ligne, nous considérons le nombre de commandes hebdomadaires et la taille hebdomadaire moyenne du panier comme des variables dépendantes. Lors de l'analyse du nombre de commandes dans la boutique en ligne, nous contrôlons le nombre total de clients en introduisant la variable ACQUIRED_i qui mesure le nombre cumulé de nouveaux clients de la boutique en ligne acquis au code postal *i* du début de l'observation jusqu'à la fin de la semaine

t, par centaines. En contrôlant le nombre total de clients, l'effet sur le nombre de commandes se traduit par l'effet sur la fréquence des commandes.

Le tableau 6 montre les résultats de l'estimation avec des composantes de revenus individuelles comme variable dépendante. Nous constatons que la plupart des éléments de revenus augmentent en raison d'une livraison plus rapide. La boutique en ligne a connu une augmentation significative du nombre de nouveaux clients acquis, de la fréquence des commandes et de la taille moyenne du panier. Les magasins hors ligne ont connu une augmentation significative du nombre de commandes, mais pas de la taille moyenne des paniers.

L'analyse de la composante des revenus montre que l'augmentation des ventes observée est principalement due au nombre de commandes ou à la fréquence des commandes plus élevés. Cela peut être démontré en calculant l'équivalent en valeur approximative de la taille estimée de l'effet pour chaque composante des revenus. Nous le faisons en multipliant les estimations de l'effet de l'intensité du traitement par la composante de revenu hebdomadaire moyenne observée dans les sites de traitement pendant la période de prétraitement. La variation relative du nombre de commandes est multipliée par la taille moyenne du panier dans chaque canal pour

Tableau 6. L'impact de la réduction des délais de livraison sur les composants de revenus des magasins en ligne et hors ligne.

	Boutique en ligne			Boutique hors ligne	
	# de nouveaux clients Acquis	Nombre de commandes	Taille moyenne du panier	Nombre de commandes	Taille moyenne du panier
IMPRV APRÈS	.0053 *** (.0005)	.0136 *** (.0004)	.0028 *** (.0005)	.0086 *** (.0010)	.0025 (.0009)
ACQUIS		.0002 * (.0001)			
Valeur moyenne hebdomadaire de la période de prétraitement dans les lieux de traitement	2,08	5,29	111,31 \$	1 583,6	67,02 \$
Changement relatif en termes absolus	p .01	p .07	p \$.31	p 13,6	0,17 \$
Variation relative approximative en dollars	p \$.16	p \$ 7.79	p \$.31	p \$ 911.47	0,17 \$
Code postal / stocker les effets fixes	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Effets fixes hebdomadaires	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Pondération du score de propension	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
# des observations	2,702,232	2 752 256	1 211 339	31 512	31 512
# de codes postaux / nombre de magasins	25 983	26 464	24 601	303	303
Log-pseudo-vraisemblance	4.332.249	6 081 003 57 039 730	1.510.188		196 922

* p < .05.

** p < .01.

*** p < .001.

Remarques: Des estimations de la régression de Poisson du panel à effets fixes sont présentées. Une observation est les ventes hebdomadaires dans un code postal (en ligne) ou dans un magasin de brique et de mortier (hors ligne). Les données vont du 1er janvier 2012 au 31 décembre 2013. Les semaines de prétraitement sont les semaines 1 à 54. IMPRV et AFTER sont supprimés en raison de leur colinéarité avec les effets fixes du code postal / magasin ou les effets fixes hebdomadaires. Erreurs standard robustes signalées entre parenthèses.

calculer l'équivalent en dollars. Une régression distincte sur les données de vente de la boutique en ligne révèle que chaque nouveau client de boutique en ligne supplémentaire dans un code postal augmente les ventes hebdomadaires de 16,16 \$ en moyenne. Nous multiplions ce montant par la variation relative de l'acquisition hebdomadaire moyenne de clients pour calculer l'effet équivalent en valeur monétaire d'une acquisition de clients plus rapide. Dans la boutique en ligne, l'augmentation de la fréquence des commandes représente plus de 94% de l'augmentation des ventes observée. Dans le magasin hors ligne, l'augmentation du nombre de commandes explique entièrement l'augmentation des ventes observée.

Les estimations présentées dans le tableau 5 mesurent la variation en pourcentage des ventes du groupe de traitement entre les périodes de pré et post-traitement par rapport à la variation en pourcentage des ventes du groupe témoin au cours de la même période. Les estimations représentent des estimations causales après contrôle des différences observables entre les groupes de traitement et de contrôle, les caractéristiques individuelles du code postal (ou du magasin hors ligne), la saisonnalité et les tendances temporelles. Les termes à effet fixe contrôlent les variations non observables des caractéristiques du marché local au niveau du code postal ou du magasin hors ligne qui sont cohérentes dans le temps et les variations non observables dans le temps qui sont cohérentes sur la géographie. Nos résultats sont cohérents avec les preuves sans modèle et donnent des estimations quantitativement similaires en termes d'augmentation des ventes attribuable à l'ouverture ouest de DC.

Nous notons que notre stratégie empirique ne serait pas en mesure de contrôler les facteurs non observés qui remplissent simultanément les trois conditions suivantes: (1) le facteur affecte uniquement les codes postaux de traitement, (2) le facteur prend effet tout au long de la période de post-traitement, et (3), l'impact résultant est corrélé avec le changement du délai de livraison du DC occidental à chaque code postal de traitement respectif. À notre connaissance, nous ignorons les facteurs non observés qui satisfont à ces

conditions. Néanmoins, nous notons cette limitation spécifique de notre stratégie empirique car il est impossible d'exclure tous les facteurs potentiels non observés.

Dans l'annexe Web, nous fournissons des analyses pour montrer que les effets observés ne sont pas induits de manière disproportionnée par les activités pendant un laps de temps spécifique au cours de la période d'observation. Nous fournissons également des données sur la taille hebdomadaire moyenne du panier dans le temps dans l'annexe Web.

Analyse de mécanisme

Une livraison plus rapide sur le canal en ligne remplit deux fonctions: elle réduit les coûts de transaction intangibles grâce à une gratification plus rapide (Balasubramanian 1998) et améliore l'image de marque grâce à une meilleure qualité de service (Kwon et Lennon 2009). Ces effets se développent au fil du temps à mesure que les clients découvrent les avantages d'une livraison plus rapide grâce à leurs propres rencontres de service avec l'entreprise (Bolton et Lemon 1999; Iyengar, Ansari et Gupta

2007) ou à travers l'expérience d'autres clients (Chen, Wang et Xie 2011; Choi, Hui et Bell 2010; Lee et Bell 2013).

Dans cette section, nous étudions la dynamique et les hétérogénéités des effets de traitement à canal propre et à canaux croisés dans le temps et entre les emplacements. Nous identifions plusieurs facteurs qui interagissent avec les effets du traitement pour établir les mécanismes sous-jacents de ces effets. Premièrement, nous constatons que les effets du traitement sont plus marqués dans les sites de traitement avec un plus grand nombre de livraisons cumulées en provenance de la nouvelle DC occidentale. Cela suggère que l'apprentissage client est un mécanisme. Deuxièmement, nous constatons que les effets du traitement sont plus forts dans les endroits où la marque est présente, que ce soit sous forme de taux de pénétration de la boutique en ligne ou

Tableau 7. La dynamique de l'effet d'intensité du traitement en magasin en ligne et hors ligne, par intervalles de 12 semaines.

	Équation modifiée 3		Équation 4	
	En ligne	Hors ligne	En ligne	Hors ligne
IMPRV AFTERQ1	.0106 *** (.0007)	.0031 (.0020)	.0066 *** (.0009)	.0022 (.0024)
IMPRV AFTERQ2	.0146 *** (.0008)	.0070 ** (.0022)	.0079 *** (.0010)	-.0018 (.0028)
IMPRV AFTERQ3	.0168 *** (.0007)	.0114 *** (.0021)	.0124 *** (.0010)	.0012 (.0024)
IMPRV AFTERQ4	.0148 *** (.0008)	.0032 (.0026)	.0168 *** (.0010)	.0025 (.0031)
IMPRV AFTERQ1 OWNZIP			.0011 *** (.0003)	.0002 (.0004)
IMPRV AFTERQ2 OWNZIP			.0020 *** (.0002)	.0008 * (.0003)
IMPRV AFTERQ3 OWNZIP			.0010 *** (.0001)	.0001 (.0002)
IMPRV AFTERQ4 OWNZIP			.00008 (.0001)	.0002 (.0002)
IMPRV AFTERQ1 NBRZIP			.0007 ** (.0002)	.00003 (.0001)
IMPRV AFTERQ2 NBRZIP			.0004 *** (.0001)	.0004 (.0004)
IMPRV AFTERQ3 NBRZIP			.0003 *** (.0001)	.0009 *** (.0001)
IMPRV AFTERQ4 NBRZIP			.0002 ** (.0001)	.0005 ** (.0001)
Code postal / stocker les effets fixes	Oui	Oui	Oui	Oui
Effets fixes hebdomadaires	Oui	Oui	Oui	Oui
Pondération du score de propension	Oui	Oui	Oui	Oui
# des observations	2 752 256	31 512	2 752 256	31 512
# de codes postaux / nombre de magasins	26 464	303	26 464	303
Log-pseudo-vraisemblance	4.104 10 _s	86 466 910	4.104 10 _s	86 307 065

* p < .05.

** p < .01.

*** p < .001.

Remarques: Des estimations de la régression de Poisson du panel à effets fixes sont présentées. Une observation est les ventes hebdomadaires dans un code postal (en ligne) ou dans un magasin de brique et de mortier (hors ligne). Les données vont du 1er janvier 2012 au 31 décembre 2013. Les semaines de prétraitement sont les semaines 1 à 54. IMPRV, AFTERQ1, ..., AFTERQ4 sont abandonnés en raison de leur colinéarité avec les effets fixes code postal / magasin ou les effets fixes hebdomadaires. Erreurs standard robustes signalées entre parenthèses.

nombre de magasins hors ligne. Cela suggère l'amélioration de la marque comme un autre mécanisme. Enfin, nous examinons comment l'historique d'utilisation des boutiques en ligne précédentes des clients affecte leurs réponses à une livraison plus rapide à court et à long terme. Nous constatons que les clients ayant moins d'expérience en magasin en ligne sont plus réactifs à une expédition plus rapide à court terme, tandis que les clients qui achètent plus souvent en ligne sont plus sensibles à des livraisons plus rapides à long terme. Ces résultats suggèrent que l'effet d'apprentissage est le principal moteur des effets observés à court et moyen terme, tandis que l'amélioration de la marque est le principal moteur des effets observés à moyen et long terme.

Dynamique de l'effet du traitement et apprentissage client

Les estimations présentées dans le tableau 5 représentent les effets moyens à long terme du traitement sur toute la période post-traitement.

Nous suivons la méthodologie de Wang et Goldfarb (2017) pour montrer que l'effet moyen du traitement change avec le temps. Nous examinons ensuite les interactions entre les effets du traitement et le nombre cumulé de commandes expédiées du nouveau DC occidental vers un code postal et des codes postaux voisins. Ces interactions suggèrent que la dynamique des effets du traitement soit influencée par les clients qui deviennent plus informés sur les changements de vitesse de livraison à travers leur propre expérience et celle des autres.

Nous générons une séquence de variables muettes AFTERQ1_t, ..., AFTERQ4_t qui correspondent à des intervalles de 12 semaines suivant le début du traitement (nous incluons 14 semaines dans le dernier intervalle). Ces intervalles correspondent aux trimestres fiscaux du détaillant. Nous estimons l'équation 3 en utilisant la variable d'intensité de traitement IMPRV_{it}, nuis d'intervalle de post-traitement AFTERQ1_t, ..., AFTERQ4_t, et leurs interactions. Les estimations de coefficient pour chacun des termes d'interaction peuvent être interprétées comme l'effet d'intensité de traitement moyen (b) dans

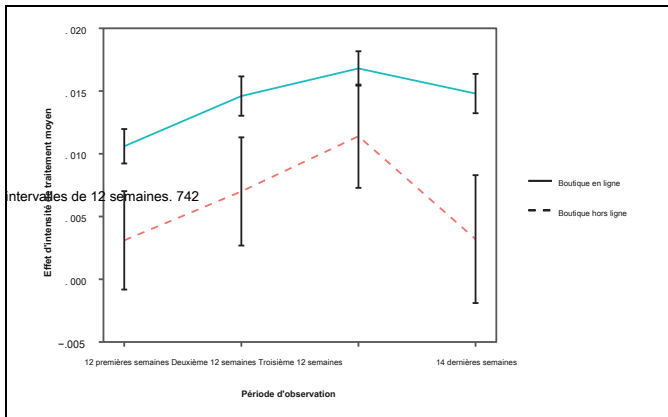


Figure 2. Effet d'intensité de traitement moyen sur les ventes en magasin en ligne et hors ligne, par intervalles de 12 semaines. 742

Équation 3) observée sur l'intervalle correspondant dans la période de post-traitement. Les colonnes 1 et 2 du tableau 7 indiquent les estimations de l'effet d'intensité de traitement moyen pour les ventes en magasin et hors magasin pour chaque intervalle. La figure 2 présente un graphique chronologique de ces estimations ainsi que leurs intervalles de confiance à 95%.

Nous constatons que l'effet d'une livraison plus rapide sur les ventes des magasins en ligne et hors ligne change avec le temps. L'effet d'intensité de traitement moyen pour la boutique en ligne est toujours statistiquement significatif. Il augmente également avec le temps, se stabilise vers la fin de la période d'observation et est le plus important entre 25 et 36 semaines après le début du traitement. L'effet d'intensité de traitement moyen pour les magasins hors ligne augmente également avec le temps et devient statistiquement significatif à moyen terme (13 à 36 semaines après le traitement). Cependant, l'effet sur les magasins hors ligne n'est plus statistiquement significatif au cours des 14 dernières semaines de la période d'observation. Ces résultats indiquent que, bien que l'amélioration de la qualité de service (sous la forme d'une livraison plus rapide) dans le canal en ligne améliore les performances à l'intérieur et entre les canaux à court et moyen terme,

Une caractéristique saillante de notre cadre empirique est le fait que les changements de délai de livraison n'ont pas été annoncés aux clients. Il est raisonnable de s'attendre à ce que les clients des sites de traitement se renseignent sur les changements de la vitesse de livraison au fil du temps grâce aux expéditions de l'ouest de Washington. Pour identifier l'effet d'un tel apprentissage, nous considérons l'interaction entre l'effet d'intensité du traitement et l'expérience cumulative des livraisons de l'ouest de la DC.

Nous mesurons le niveau d'expérience client en ce qui concerne le DC occidental à travers le nombre cumulé décalé d'une semaine de commandes passées par le DC occidental. Nous établissons deux mesures de l'expérience: nombre d'expéditions de l'ouest de DC vers un code postal de traitement et nombre d'expéditions de l'ouest de DC vers les codes postaux voisins d'un lieu de traitement. Nous mesurons le premier (OWNZIP_{it}) comme le nombre cumulé de commandes expédiées de l'ouest de DC à un particulier

traitement code postal i jusqu'à la fin de la semaine t , par centaines. De même, nous mesurons ce dernier (NBRZIP_{it}) comme le nombre cumulé de commandes expédiées de l'ouest du DC vers tous les codes postaux voisins d'un code postal de traitement i jusqu'à la fin de la semaine t

1, par centaines. Les variables OWNZIP_{it} et

NBRZIP_{it} sont égaux à zéro pour les codes postaux de contrôle pendant toute la période d'observation et sont égaux à zéro pour les codes postaux de traitement avant la période de traitement. Pour les magasins hors ligne, nous utilisons le nombre d'envois vers le propre code postal du magasin et les codes postaux voisins.

Nous estimons le modèle suivant pour les ventes en magasin en ligne et hors ligne:

$$\ln \frac{1}{2} E \text{ ré Ventes }_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{IMPRV}_{je} + \beta_2 \text{AFTERQ1}_{it} + \beta_3 \text{OWNZIP}_{it} + \beta_4 \text{IMPRV}_{je} \text{AFTERQ4}_{it} + \beta_5 \text{IMPRV}_{je} \text{AFTERQ1}_{it} + \beta_6 \text{OWNZIP}_{it} \text{IMPRV}_{je} \text{AFTERQ4}_{it} + \beta_7 \text{OWNZIP}_{it} \text{IMPRV}_{je} \text{AFTERQ1}_{it} + \beta_8 \text{NBRZIP}_{it} \text{IMPRV}_{je} \text{AFTERQ4}_{it} + \beta_9 \text{NBRZIP}_{it} \text{IMPRV}_{je} \text{AFTERQ1}_{it} + \beta_{10} \text{Code postal }_{it} \text{ Boutique } + \beta_{11} \text{ Effet fixe }_{je} + \beta_{12} \text{ Effet fixe hebdomadaire }_{it} + \beta_{13} \text{IMPRV}_{je} \beta_{14} \text{AFTERQ1}_{it} + \beta_{15} \text{IMPRV}_{je} \beta_{16} \text{AFTERQ4}_{it} + \beta_{17} \text{Code postal }_{it} \text{ Boutique } + \beta_{18} \text{ Effet fixe }_{je} + \beta_{19} \text{ Effet fixe hebdomadaire }_{it}$$

Les coefficients $\beta_5 - \beta_{12}$ pour les termes à triple interaction, capturer les effets de l'expérience des expéditions de l'ouest de la DC sur l'effet moyen du traitement pendant l'intervalle de temps correspondant. Estimations positives et statistiquement significatives pour

$\beta_5 - \beta_8$ indiquent que l'effet de l'intensité du traitement est plus fort lorsque plus d'expéditions ont été effectuées vers un code postal auparavant. Estimations positives et statistiquement significatives pour $\beta_9 - \beta_{12}$ indiquent que l'effet de l'intensité du traitement est plus fort lorsque plus d'expéditions ont été effectuées vers les codes postaux voisins d'un emplacement auparavant. Comme nous le montrons dans les colonnes 3 et 4 du tableau 7, nous trouvons des interactions statistiquement significatives entre l'expérience des expéditions de l'ouest des pays en développement et l'effet moyen du traitement.

La colonne 3 du tableau 7 présente les résultats de cette analyse pour la boutique en ligne. Nous trouvons des interactions positives significatives entre l'effet du traitement et les expéditions cumulées vers un code postal 1 à 36 semaines après le traitement. Cette interaction n'est plus présente au cours des 14 dernières semaines de la période d'observation, au cours de laquelle l'effet de traitement de la boutique en ligne n'augmente plus non plus. Cela suggère que les clients sont informés des changements dans la vitesse de livraison grâce à leur propre expérience de service ou à un effet de «bouche à oreille» localisé dans leurs propres codes postaux à court et à moyen terme. À mesure que de plus en plus de clients prennent conscience des changements dans les délais de livraison et des avantages qui en découlent, cette interaction disparaît.

Nous trouvons également des preuves qui suggèrent un effet de bouche à oreille, ou un débordement d'informations, à travers les codes postaux comme une voie possible. Il existe une interaction positive significative entre les

effet d'intensité du traitement de la boutique en ligne et envois cumulatifs aux codes postaux voisins d'un emplacement à court terme (1 à 12 semaines après le traitement). Nous notons que bien que cet effet d'interaction soit tout aussi fort que l'effet d'interaction avec les envois vers le propre code postal à court terme, il s'affaiblit beaucoup plus rapidement.

La colonne 4 du tableau 7 présente les résultats de cette analyse pour les magasins hors ligne. Les résultats montrent également des interactions significatives entre l'effet d'intensité du traitement et les expéditions passées de l'ouest du DC. À moyen terme (13 à 24 semaines après le traitement), les magasins avec des livraisons plus cumulatives en provenance de l'ouest de DC connaissent une augmentation des ventes plus importante. À long terme (25 à 50 semaines après le traitement), les emplacements des magasins avec plus d'expéditions cumulées de l'ouest du DC vers ses codes postaux voisins connaissent une augmentation des ventes plus importante. Nous notons que dans le cas du magasin hors ligne, l'interaction avec les envois vers les codes postaux voisins ne représente pas un effet de bouche à oreille. Un client peut facilement effectuer des achats dans le magasin hors ligne et dans le code postal voisin du magasin via le canal en ligne. cependant, il est peu probable que ce même client effectue des achats dans la boutique en ligne à la fois dans un code postal donné et dans l'un de ses codes postaux voisins. Ainsi, les deux interactions dans le cas de vente en magasin hors ligne représentent la propre composante d'expérience de l'apprentissage client.

Dans l'annexe Web, nous fournissons un graphique qui résume les estimations des coefficients des termes de triple interaction, ainsi que 95% intervalles de confiance pour chaque intervalle de temps correspondant. Nos résultats sont robustes à l'utilisation de $TREAT_{je}$ comme indicateur de l'état du traitement au lieu de l'intensité du traitement $IMPRV_{je}$.

Présence de marque existante et interactions cross-canal

Ensuite, nous explorons le concept de l'amélioration de la marque en profondeur en considérant les interactions entre l'effet du traitement et la présence de la marque existante sur un site. Si la livraison plus rapide améliorerait les marques sous une forme ou une autre, nous nous attendrions à un meilleur retour à une livraison rapide dans les endroits où la marque est plus présente. Nous montrons que la présence de marque existante améliore effectivement l'efficacité d'une livraison plus rapide, à la fois au sein des canaux et entre eux.

Nous établissons deux mesures de la présence de marque existante: le taux de pénétration de la boutique en ligne et le nombre de magasins hors ligne au niveau du code postal. Nous définissons le **taux de pénétration de la boutique en ligne** $PÉNÉTRATION_{je}$ comme le nombre de clients en ligne actifs (c'est-à-dire ceux qui ont effectué un achat en 2011) à partir d'un code postal particulier i divisé par la population. Nous définissons le **nombre de magasins hors ligne** $STORECOUNT_{je}$ comme le nombre de magasins hors ligne du détaillant présents dans un code postal i au début de notre période d'observation.

Nous estimons le modèle suivant pour les ventes en magasin en ligne et hors ligne:

$$\begin{aligned}
 \ln \frac{1}{2} E \text{ ré } Ventes_{it} &= \beta_0 + \beta_1 IMPRV_{je} + \beta_2 AFTERQ1_{it} + \beta_3 \beta_4 IMPRV_{je} AFTERQ4_{it} \\
 &+ \beta_5 IMPRV_{je} AFTERQ1_{it} + \beta_6 OWNZIP_{it} + \beta_7 \beta_8 IMPRV_{je} OWNZIP_{it} \\
 &+ \beta_9 IMPRV_{je} AFTERQ1_{it} + \beta_{10} NBRZIP_{it} + \beta_{11} \beta_{12} IMPRV_{je} NBRZIP_{it} \\
 &+ \beta_{13} IMPRV_{je} AFTERQ1_{it} + \beta_{14} PÉNÉTRATION_{je} + \beta_{15} \beta_{16} IMPRV_{je} PÉNÉTRATION_{je} \\
 &+ \beta_{17} IMPRV_{je} AFTERQ1_{it} + \beta_{18} STORECOUNT_{je} + \beta_{19} \beta_{20} IMPRV_{je} STORECOUNT_{je} \\
 &+ \beta_{21} AFTERQ1_{it} + \beta_{22} PÉNÉTRATION_{je} + \beta_{23} \beta_{24} AFTERQ4_{it} PÉNÉTRATION_{je} \\
 &+ \beta_{25} AFTERQ1_{it} + \beta_{26} STORECOUNT_{je} + \beta_{27} \beta_{28} AFTERQ4_{it} STORECOUNT_{je} \\
 &+ \beta_{29} IMPRV_{je} + \beta_{30} AFTERQ1_{it} + \beta_{31} \beta_{32} AFTERQ4_{it} \\
 &+ \beta_{33} \text{ Code postal } i + \beta_{34} \text{ Boutique } j + \beta_{35} \text{ Effet fixe } je \\
 &+ \beta_{36} \text{ Effet fixe hebdomadaire } t + E_{it}
 \end{aligned}$$

Le tableau 8 montre les estimations des coefficients pour l'équation 5 en utilisant les ventes des magasins en ligne et hors ligne dans les colonnes 1 et 2, respectivement. Les coefficients sur les termes d'interaction triple avec la présence de marque existante indiquent les effets du taux de pénétration de la boutique en ligne ou de la présence de la boutique hors ligne, contrôlant les effets de l'apprentissage via les livraisons passées de l'ouest de DC.

Dans la boutique en ligne, nous observons des interactions positives et significatives entre l'effet d'intensité du traitement et le taux de pénétration de la boutique en ligne au cours des 12 premières semaines et des 14 dernières semaines de la période d'observation. À court terme, l'interaction positive avec la présence de la marque en ligne peut s'expliquer par des taux d'apprentissage plus rapides dans les endroits à forte pénétration des magasins en ligne, tandis qu'à long terme, les interactions positives avec la présence de la marque en ligne et hors ligne peuvent s'expliquer par le niveau plus élevé de l'amélioration de la marque.

Conformément à l'effet de traitement de la boutique en ligne, l'effet de débordement de la boutique hors ligne montre une interaction positive et significative avec le taux de pénétration de la boutique en ligne. Les effets d'interaction observés dans les ventes en magasin hors ligne peuvent être interprétés par l'amélioration de la marque à partir d'une livraison plus rapide. Plus d'expériences de livraison plus rapide sur le canal en ligne conduisent à une plus grande amélioration de la marque sur les deux canaux. Cela conduit également les clients à augmenter leurs dépenses dans les magasins hors ligne. Sur la base du résultat du tableau 7, nous pouvons également voir que la proximité des clients avec les magasins affecte la rapidité avec laquelle ils répondent à une livraison plus rapide,

Tableau 8. Effet de l'intensité du traitement en magasin en ligne / hors ligne et leurs interactions avec le nombre cumulé d'envois et les présences de marques existantes, par intervalles de 12 semaines.

	Équation 5	
	En ligne	Hors ligne
IMPRV AFTERQ1	.0048 *** (.0010)	.0044 (.0087)
IMPRV AFTERQ2	.0106 *** (.0011)	.0244 ** (.0082)
IMPRV AFTERQ3	.0151 *** (.0011)	.0363 *** (.0087)
IMPRV AFTERQ4	.0134 *** (.0010)	.0094 (.0094)
IMPRV AFTERQ1 OWNZIP	.0006 (.0003)	.0002 (.0004)
IMPRV AFTERQ2 OWNZIP	.0017 *** (.0002)	.0009 * (.0004)
IMPRV AFTERQ3 OWNZIP	.0012 *** (.0001)	.0005 (.0002)
IMPRV AFTERQ4 OWNZIP	.0001 (.0001)	.0001 (.0002)
IMPRV AFTERQ1 NBRZIP	.0007 ** (.0002)	.0001 (.0002)
IMPRV AFTERQ2 NBRZIP	.0005 *** (.0001)	.0001 (.0004)
IMPRV AFTERQ3 NBRZIP	.0003 *** (.0001)	.0004 ** (.0001)
IMPRV AFTERQ4 NBRZIP	.0002 ** (.0001)	.0004 * (.0002)
IMPRV AFTERQ1 PÉNÉTRATION	.0017 *** (.0003)	.0042 ** (.0014)
IMPRV AFTERQ2 PÉNÉTRATION	.0009 (.0005)	.0010 (.0017)
IMPRV AFTERQ3 PÉNÉTRATION	.0020 *** (.0004)	.0056 *** (.0014)
IMPRV AFTERQ4 PÉNÉTRATION	.0018 *** (.0004)	.0031 (.0022)
IMPRV AFTERQ1 STORECOUNT	.0012 (.0041)	.0017 (.0044)
IMPRV AFTERQ2 STORECOUNT	.0021 (.0023)	.0178 ** (.0053)
IMPRV AFTERQ3 STORECOUNT	.0013 (.0028)	.0242 *** (.0047)
IMPRV AFTERQ4 STORECOUNT	.0102 *** (.0027)	.0064 (.0059)
AFTERQ1 PÉNÉTRATION	.00005 (.0009)	.0141 *** (.0031)
AFTERQ2 PÉNÉTRATION	.0063 *** (.0012)	.0019 (.0026)
AFTERQ3 PÉNÉTRATION	.0005 (.0010)	.0063 ** (.0019)
AFTERQ4 PÉNÉTRATION	.0068 *** (.0011)	.0223 *** (.0047)
AFTERQ1 STORECOUNT	.0067 (.0051)	.0015 (.0096)
AFTERQ2 STORECOUNT	.0294 *** (.0046)	.0241 ** (.0091)
AFTERQ3 STORECOUNT	.0182 ** (.0061)	.0009 (.0080)
AFTERQ4 STORECOUNT	.0178 ** (.0058)	.0080 (.0121)
Code postal / stocker les effets fixes	Oui	Oui

(a continué)

Tableau 8. (a continué)

	Équation 5	
	En ligne	Hors ligne
Effets fixes hebdomadaires	Oui	Oui
Pondération du score de propension	Oui	Oui
Nombre d'observations	2 752 256	31 512
# de codes postaux / nombre de magasins	26 464	303
Log-pseudo-vraisemblance	4.103 10 ^a	85,460,768

* p < . 05.

** p < . 01.

*** p < . 001.

Remarques: Des estimations de la régression de Poisson du panel à effets fixes sont présentées. Une observation est les ventes hebdomadaires dans un code postal (en ligne) ou dans un magasin de brique et de mortier (hors ligne). Les données vont du 1er janvier 2012 au 31 décembre 2013. Les semaines de prétraitement sont les semaines 1 à 54. IMPRV, AFTERQ1,..., AFTERQ4 sont abandonnés en raison de leur colinéarité avec les effets fixes code postal / magasin ou les effets fixes hebdomadaires. Erreurs standard robustes signalées entre parenthèses.

avec les clients dans le même code postal qu'un magasin hors ligne répondant plus rapidement que les clients dans les codes postaux voisins du magasin hors ligne.

Les interactions avec l'effet d'intensité du traitement des magasins hors ligne sont les plus fortes environ 25 à 36 semaines après le traitement, ce qui suggère que l'effet de débordement des magasins hors ligne est probablement le résultat d'une substitution de la boutique en ligne à moyen terme. Cela peut également être observé dans l'interaction négative et significative entre l'effet d'intensité du traitement de la boutique en ligne et le taux de pénétration de la boutique en ligne environ 25 à 36 semaines après le traitement.

Les colonnes 1 à 4 du tableau 9 fournissent un résumé de la contribution de l'effet du traitement et de l'interaction du taux de pénétration de la boutique en ligne sur les effets observés. Nous utilisons les estimations présentées dans le tableau 8 et calculons les **effets combinés des termes d'intensité de traitement (IMPRV AFTERQ1, . . . , IMPRV AFTERQ4)** et les termes d'interaction du taux de pénétration de la boutique en ligne

PÉNÉTRATION, . . . , IMPRV

AFTERQ4 PÉNÉTRATION) pour différents niveaux de taux de pénétration de la boutique en ligne. Nous considérons le taux de pénétration du magasin en ligne non nul au 10e centile (0,06% pour les données de la boutique en ligne et

.56% pour les données des magasins hors ligne) et le taux de pénétration du magasin en ligne non nul au 90e centile (1,11% pour les données des magasins en ligne et

3,51% pour les données de magasin hors ligne). Nous supposons une réduction du délai de livraison de deux jours ouvrables.

Les colonnes 1 et 2 du tableau 9 montrent la contribution du taux de pénétration de la boutique en ligne aux effets observés dans la boutique en ligne. Nous constatons que les sites à forte pénétration auraient une augmentation plus douce de l'effet global du traitement au fil du temps, tandis que les sites à faible pénétration auraient un effet global du traitement plus important à moyen terme. Les colonnes 3 et 4 du tableau 9 montrent la contribution du taux de pénétration des magasins en ligne à l'effet global sur les ventes des magasins hors ligne. Nous constatons qu'à court terme, un taux de pénétration plus élevé des magasins en ligne peut générer des retombées positives sur les magasins hors ligne. Cependant, le taux de pénétration des boutiques en ligne à lui seul est insuffisant pour maintenir l'effet d'entraînement à moyen et long terme. Nous précisons que le traitement

Tableau 9. Contribution des interactions existantes avec la présence de la marque aux effets observés.

	Contribution de l'intensité du traitement et en ligne				Contribution de l'intensité du traitement et du magasin hors ligne			
	Boutique				Interaction de la présence avec les effets observés			
	Interaction du taux de pénétration avec les effets observés							
	Ventes en ligne		Ventes en magasin hors ligne		Ventes en ligne		Ventes en magasin hors ligne	
Pénétration élevée (1,11%)	Faible pénétration (0,06%)	Pénétration élevée (3,51%)	Faible pénétration (0,56%)	Boutique hors ligne ¼ 1	Boutique hors ligne ¼ 2	Boutique hors ligne ¼ 1	Boutique hors ligne ¼ 2	
Semaine de post-traitement 1-12	p 1,35%	p .99%	p 2,09%	.41%	p 1,21%	p 1,45%	1,21%	1,55%
Semaine de post-traitement 13-24	p 1,94%	p 2,13%	5,43%	4,87%	p 1,71%	p 1,29%	1,31%	p 2,27%
Semaine de post-traitement 25-36	p 2,61%	p 3,04%	3,27%	6,42%	p 2,80%	p 2,53%	2,39%	p 2,45%
Semaine de post-traitement 37-50	p 3,13%	p 2,72%	3,98%	2,20%	p 4,83%	p 6,99%	.60%	p .68%

Remarques: Nous supposons une réduction du délai de livraison de deux jours ouvrables (IMPRV ¼ 2), à partir d'une base de référence de sept jours ouvrables.

les contributions aux effets indiquées dans le tableau 9 ne tiennent pas compte des effets des expéditions cumulatives vers un code postal. En général, les codes postaux avec un taux de pénétration des magasins en ligne plus élevé recevraient plus d'expéditions de l'ouest de DC, ce qui augmenterait encore son effet de traitement global.

Dans le tableau 8, nous observons également des interactions positives et significatives entre les effets du traitement et le nombre de magasins hors ligne. Pour les ventes en magasin en ligne, cette interaction est importante à long terme (37 à 50 semaines après le traitement). Pour les ventes en magasin hors ligne, cette interaction est importante à moyen terme (13 à 36 semaines après le traitement). Les colonnes 5 à 8 du tableau 9 fournissent un résumé de la contribution des interactions du nombre de magasins hors ligne sur les effets observés globaux. Nous utilisons les estimations présentées dans le tableau 8 et traçons les effets combinés des termes d'intensité de traitement (IMPRV AFTERQ1, . . . , IMPRV AFTERQ4) et les termes d'interaction du nombre de magasins hors ligne (IMPRV AFTERQ1 STORECOUNT, . . . , IMPRV AFTERQ4 STORECOUNT) pour différents niveaux de présence en magasin. Nous supposons une réduction du délai de livraison de deux jours ouvrables.

Les colonnes 5 à 8 du tableau 9 illustrent les interactions complémentaires et de substitution qui se produisent entre les magasins en ligne et hors ligne, en fonction des niveaux de présence de marque hors ligne. Dans les endroits où la présence hors ligne est relativement faible (c.-à-d. Un magasin hors ligne), une livraison plus rapide augmente les ventes des magasins en ligne au détriment des ventes des magasins hors ligne. Dans les endroits où la présence hors ligne est relativement forte (c.-à-d. Plusieurs magasins hors ligne), les magasins hors ligne connaissent un effet d'entraînement positif au détriment de l'amélioration des ventes dans la boutique en ligne à moyen terme. À long terme, la présence hors ligne complète la qualité de service des canaux en ligne en renforçant encore l'effet d'une livraison plus rapide sur les deux canaux.

Nous constatons que la présence de marque existante joue un rôle important dans la façon dont les clients réagissent à une livraison plus rapide au sein des canaux et entre eux. À court terme, les effets propres et multicanaux d'une livraison plus rapide sont plus importants dans les endroits où la présence de canaux focaux est plus élevée (c.-à-d. Le taux de pénétration des magasins en ligne). De même, nous constatons qu'un niveau élevé de présence de marque dans l'un ou l'autre canal amplifie les effets propres et cross-canal d'une livraison plus rapide à moyen et long terme. Ces résultats suggèrent que les canaux peuvent

compléments en ce qui concerne une livraison plus rapide dans les endroits avec une présence de marque dominante dans au moins un des canaux.

Néanmoins, nous constatons que les effets de l'intensité du traitement au fil du temps pour les magasins hors ligne sont négatifs après avoir contrôlé les effets de l'apprentissage à travers les livraisons passées et la présence de marque existante. Ces estimations suggèrent qu'une livraison plus rapide sur le canal en ligne induit fondamentalement une substitution du canal hors ligne. Cependant, cet effet de substitution peut être atténué par une plus grande exposition à une livraison plus rapide dans le temps et à la présence de la marque existante.

L'effet d'une livraison plus rapide semble diminuer après 36 semaines après le traitement dans le cas de notre détaillant partenaire. Dans le même temps, nos résultats suggèrent que le détaillant peut atténuer cette baisse grâce à une forte présence de marque, comme avoir plusieurs magasins hors ligne dans un code postal. Des informations supplémentaires telles que les ventes au-delà de notre période d'observation, des données historiques sur les performances passées du détaillant pendant la saison des vacances aux États-Unis ou des données sur l'assortiment pendant la période de 2013 peuvent fournir des informations supplémentaires sur le fait que la baisse observée soit spécifique à 2013 ou autrement.

Dans l'annexe Web, nous fournissons une illustration graphique des informations fournies dans le tableau 9. Nous incluons également des tests de robustesse supplémentaires sur les effets de l'amélioration de la marque qui comparent les effets d'intensité du traitement dans les codes postaux avec différents niveaux de concurrence en magasin hors ligne.

Groupes de clients par historique d'utilisation de la boutique en ligne

Nous considérons les effets d'une livraison plus rapide sur les ventes des magasins en ligne parmi différents groupes de clients, en fonction de leur historique d'achat en magasin. Nous classons les clients comme clients existants (ceux dont la première commande est intervenue avant le début de la période d'observation le 1er janvier 2012) ou clients récents (ceux dont la première commande est intervenue pendant la période d'observation). Nous classons en outre les clients existants comme des clients fréquents (ceux qui ont passé 12 commandes ou plus en 2011) ou des clients peu fréquents (ceux qui ont passé moins de 12 commandes en 2011). La classification des clients fréquents par rapport aux clients peu fréquents est basée sur le critère interne du détaillant.

Nous reproduisons l'analyse de la dynamique de l'effet de l'intensité du traitement en utilisant les données de vente hebdomadaires de la boutique en ligne pour chaque

Tableau 10. L'impact de la réduction du délai de livraison sur les ventes en magasin en ligne, par groupes de clients.

	Récent	Existant	Fréquent	Rare
IMPRV AFTERQ1	.0134 *** (.0009)	.0135 *** (.0011)	.0110 *** (.0020)	.0164 *** (.0012)
IMPRV AFTERQ2	.0233 *** (.0009)	.0106 *** (.0012)	.0036 (.0021)	.0172 *** (.0013)
IMPRV AFTERQ3	.0206 *** (.0009)	.0222 *** (.0013)	.0279 *** (.0023)	.0192 *** (.0013)
IMPRV AFTERQ4	.0217 *** (.0009)	.0187 *** (.0012)	.0234 *** (.0022)	.0179 *** (.0012)
ACQUIS	.0006 ** (.0002)			
Effets fixes du code postal	Oui	Oui	Oui	Oui
Effets fixes hebdomadaires	Oui	Oui	Oui	Oui
Pondération du score de propension	Oui	Oui	Oui	Oui
# des observations	2,712,840	2,056,288	1 347 736	1 992 536
# des codes postaux	26,085	19 772	12,959	19 159
Log-pseudo-vraisemblance	3,239 10 _s	3,336 10 _s	2,619 10 _s	2,498 10 _s

* p < . 05.

** p < . 01.

*** p < . 001.

Remarques: Des estimations de la régression de Poisson du panel à effets fixes sont présentées. Une observation est la vente hebdomadaire à un code postal (en ligne). Les données vont du 1er janvier 2012 au 31 décembre 2013. Les semaines de prétraitement sont les semaines 1 à 54. IMPRV, AFTERQ1,..., AFTERQ4 sont abandonnés en raison de leur colinéarité avec les effets fixes du code postal ou les effets fixes hebdomadaires. Erreurs standard robustes signalées entre parenthèses.

groupe, agrégé au niveau du code postal. Pour le groupe de clients récents, nous contrôlons l'effet de l'acquisition de clients en incluant la variable **ACQUIRED_{it}**, qui mesure le nombre cumulé de nouveaux clients de boutique en ligne acquis au code postal *i* depuis le début de l'observation jusqu'à la fin de la semaine *t*, mesuré en centaines.

Le tableau 10 montre les résultats de ces estimations. Nous constatons des différences dans la réactivité à court et à long terme d'une livraison plus rapide parmi ces groupes de clients. À court terme, les clients ayant moins d'expérience en magasin en ligne (clients récents ou peu fréquents) sont plus sensibles aux changements de vitesse de livraison. Ces résultats concordent avec l'idée que les clients ayant une plus grande expérience mettent davantage l'accent sur l'historique des services passés et sont donc moins sensibles aux changements dans la qualité du service (Boulding et al. 1993).

À long terme, les clients récents et les clients existants ont des niveaux d'effet de traitement similaires, ce qui indique que le moment de l'adoption de la boutique en ligne n'influence pas globalement l'effet du traitement. Cependant, les clients fréquents, par rapport aux clients peu fréquents, sont plus sensibles à une livraison plus rapide dans les périodes ultérieures lorsque l'effet de l'apprentissage est plus faible. Cela suggère que les clients fréquents mettent davantage l'accent sur une livraison plus rapide offerte par le détaillant. Cet effet à long terme est cohérent avec l'interprétation d'une livraison plus rapide comme un outil d'amélioration de la marque, car les clients plus fidèles à la marque seraient plus sensibles à de tels changements.

Discussion

Ensuite, nous résumons nos résultats derrière la dynamique de l'effet du traitement, les interactions avec la présence de marque existante et la réponse hétérogène entre les différents groupes de clients.

Premièrement, nous constatons qu'une livraison plus rapide entraîne une augmentation des ventes dans les magasins en ligne et hors ligne. Les deux effets augmentent avec le temps à court et moyen terme, jusqu'à environ 36 semaines après le traitement. Sur un horizon plus long, l'augmentation des ventes des boutiques en ligne se stabilise, tandis que l'effet de débordement des boutiques hors ligne diminue et est susceptible de disparaître. Plus d'expéditions de l'ouest du DC vers les codes postaux de traitement (emplacements de magasins hors ligne) accélèrent la croissance de l'effet de traitement à court terme. Nous observons également une interaction positive entre l'effet de traitement de la boutique en ligne et le nombre cumulé d'expéditions de l'ouest du DC vers les codes postaux voisins d'un emplacement à court terme. Parce que les changements de délais de livraison n'étaient pas annoncés dans notre environnement,

Deuxièmement, nous trouvons des interactions significatives entre les effets du traitement et la présence de marque existante. Un taux de pénétration plus élevé dans les magasins en ligne augmente l'efficacité d'une livraison plus rapide sur les deux canaux à court terme grâce à un apprentissage plus rapide. Cela augmente également l'efficacité d'une livraison plus rapide sur le canal en ligne à long terme. Un nombre de magasins hors ligne plus élevé augmente l'efficacité d'une livraison plus rapide sur les deux canaux à moyen et long terme. En particulier, nous constatons que l'effet d'entraînement des magasins hors ligne n'est présent que dans les endroits où la marque est fortement présente en ligne ou hors ligne. Les interactions à moyen et à long terme de la présence de la marque peuvent être interprétées à travers le rôle d'une livraison plus rapide en tant qu'outil d'amélioration de la marque. Les sites avec une plus grande présence de marque sont plus sensibles aux améliorations grâce à une livraison plus rapide. Donc, les canaux se complètent en ce qui concerne une livraison plus rapide dans les endroits avec une forte présence de marque; les canaux se substituent les uns aux autres en réponse à une livraison plus rapide dans les endroits à faible présence de marque.

Enfin, nous constatons que l'historique d'utilisation des boutiques en ligne des clients affecte leur rapidité et leur réactivité à une livraison plus rapide. À court terme, nous constatons que les clients ayant une expérience plus courte ou une utilisation passée des magasins en ligne moins fréquente affichent une augmentation plus importante de leurs dépenses en magasin en ligne. À long terme, nous constatons que les clients ayant une utilisation passée plus fréquente des boutiques en ligne affichent une augmentation plus importante de leurs dépenses en boutique en ligne. Ces résultats suggèrent que l'effet d'apprentissage domine à court terme (moins d'expérience conduit à une réponse plus rapide), tandis que l'effet d'amélioration de la marque (plus d'expérience conduit à une réponse plus importante) domine à long terme.

Conclusion

Nous estimons l'impact économique d'une amélioration inopinée de la vitesse de livraison sur les ventes d'un détaillant de vêtements omnicanal. Nos estimations indiquent qu'une livraison plus rapide a contribué à augmenter les ventes des magasins en ligne du détaillant de 3,79% et les ventes des magasins hors ligne de 1,82%, en moyenne, dans les 50 semaines après la nouvelle ouverture de DC. Ces effets sont plus importants pour les sites connaissant une réduction plus importante du délai de livraison. Nous pensons que ces estimations représentent une limite inférieure de l'effet d'une livraison plus rapide. L'effet serait probablement plus important et culminerait plus tôt si le détaillant avait annoncé ou annoncé une livraison plus rapide.

Nos estimations suggèrent une augmentation des ventes des magasins en ligne de 3,8 millions de dollars et une augmentation des ventes des magasins hors ligne de 8,6 millions de dollars en raison du nouveau CD. L'équipe de gestion de notre détaillant partenaire a fourni des informations financières supplémentaires sur son exploitation DC. Le nouveau CD a permis des économies annuelles d'environ 5 millions de dollars grâce à des distances de livraison plus courtes vers l'ouest des États-Unis. Le coût fixe du DC occidental était d'environ 5 millions de dollars par an. Le coût de détention des stocks a augmenté d'environ 2,3 millions de dollars par an, car davantage de stocks étaient nécessaires dans les deux CD pour maintenir le même niveau de service. Sur la base de ces chiffres et en utilisant un taux de marge brute moyen de 40%, nous estimons que le nouveau DC a augmenté le bénéfice global du détaillant d'environ 4 millions de dollars dans l'année suivant son ouverture.

Nos résultats sur les effets d'une livraison plus rapide et la dynamique des interactions cross-canal ont des implications sur les décisions d'investissement pour améliorer les capacités de distribution sur le canal en ligne. Nous montrons qu'une livraison plus rapide sur le canal en ligne ne cannibalise pas nécessairement les ventes en magasin hors ligne, mais que les deux canaux peuvent se compléter. Les détaillants peuvent utiliser la livraison rapide sur le canal en ligne pour générer du trafic vers leurs magasins hors ligne à court terme, et la présence de magasins hors ligne peut augmenter l'efficacité de la livraison rapide à long terme. Cependant, nos résultats suggèrent également que ces synergies ne peuvent être réalisées que lorsque la présence de la marque est suffisante dans l'un ou l'autre canal. De plus, nous constatons que la réactivité à long terme des clients à une livraison plus rapide dépend de leur niveau d'utilisation de la boutique en ligne. Les clients qui utilisent le plus souvent la boutique en ligne affichent la plus forte augmentation des dépenses de leur boutique en ligne à long terme. Cela signifie que les gestionnaires devraient cibler les emplacements avec une présence de marque plus élevée et des utilisateurs de boutique en ligne plus fréquents afin de maximiser l'efficacité d'une livraison plus rapide. Les gestionnaires peuvent également coordonner les investissements ou les activités de marketing à travers

canaux pour tirer parti des synergies potentielles de la présence de la marque existante avant d'offrir une livraison plus rapide.

Nous décrivons plusieurs opportunités pour de futures recherches. Premièrement, l'ampleur exacte des effets du traitement et des retombées est spécifique au contexte de notre détaillant partenaire. Il est important d'examiner comment les effets d'une livraison rapide peuvent varier selon la situation, comme la vitesse de livraison de base. Deuxièmement, il existe d'autres dimensions de la qualité de service dans le commerce omnicanal qui peuvent être étudiées, telles que la précision des commandes, la disponibilité des informations de suivi, la facilité de paiement et la facilité d'accès au magasin. Troisièmement, des études supplémentaires sont nécessaires pour mieux comprendre l'apprentissage client, l'amélioration de la marque, le bouche-à-oreille et les effets de la migration des canaux. Les données au niveau individuel et les données des réseaux sociaux peuvent être utilisées pour examiner ces dynamiques plus en détail ou pour déterminer si l'effet d'amélioration de la marque est provoqué par des changements dans l'image de marque, la notoriété de la marque, ou l'évaluation de la marque. Enfin, nous envisageons un modèle complet pour expliquer l'impact de la vitesse de livraison dans le commerce omnicanal. Le modèle peut inclure des caractéristiques telles que le choix et la substitution de canaux du côté de la demande, ainsi que la discrimination des coûts et des prix des canaux du côté de l'offre.

La compréhension actuelle de la valeur d'une livraison rapide est étonnamment inégale dans le secteur de la vente au détail. D'une part, les principaux détaillants tels que Home Depot ont ajouté des installations pour réduire les délais de livraison et signalent que cela a augmenté les ventes (Fisher, Gaur et Kleinberger 2017). D'autre part, Ralph Lauren, Abercrombie & Fitch, L Brands et J.Crew sont quelques exemples de détaillants de vêtements qui utilisent un seul DC dédié pour leur boutique en ligne, sur la base de leurs rapports annuels 2017. Les détaillants de cette dernière catégorie ont des modèles commerciaux et des revenus similaires à ceux de notre détaillant partenaire. Si leurs clients apprécient la vitesse autant que ceux de notre détaillant partenaire, il est très probable que ces détaillants de vêtements puissent bénéficier d'un deuxième DC plus proche de leurs clients.

Éditeur associé

Catherine Tucker

Déclaration d'intérêts conflictuels

Les auteurs n'ont déclaré aucun conflit d'intérêts potentiel en ce qui concerne la recherche, la paternité et / ou la publication de cet article.

Le financement

Les auteurs ont divulgué la réception du soutien financier suivant pour la recherche, la paternité et / ou la publication de cet article: Les auteurs reconnaissent le financement de la recherche du Baker Retailing Center de la Wharton School.

ORCID iD

Santiago Gallino  <https://orcid.org/0000-0002-8906-2691>

Références

Associated Press (2015), «Retailers in Warehouse-Building Frenzy as Les guerres de livraison en ligne se réchauffent » NBC News (19 octobre), <http://>

- www.nbcnews.com/business/business-news/retailers-warehousebuilding-frenzy-online-digital-commerce-17c0117033
- Avery, Jill, Thomas Steenburgh, John Deighton et Mary Caravella (2012), «Ajouter des briques aux clics: prédire les modèles d'élasticités cross-canal dans le temps», *Journal of Marketing*, 76 (3), 96-111.
- Balasubramanian, Sridhar (1998), «Mail Versus Mall: A Strategic Analyse de la concurrence entre les commerçants directs et les détaillants conventionnels », *Science du marketing*, 17 (3), 181-95. Bell, David R., Santiago Gallino et Antonio Moreno (2018), «Salles d'exposition hors ligne dans le commerce omnicanal: demande et avantages opérationnels» *Science du management*, 64 (4), 1629-1651. Bertrand, Marianne, Esther Duflo et Sendhil Mullainathan (2004), «Dans quelle mesure devons-nous faire confiance aux estimations des différences dans les différences?» *Journal trimestriel d'économie*, 119 (1), 249-75. Bolton, Ruth N. et Katherine N. Lemon (1999), «Un modèle dynamique de l'utilisation des services par les clients: l'utilisation comme antécédent et conséquence de la satisfaction », *Journal of Marketing Research*, 36 (2), 171-86.
- Boulding, William, Ajay Kalra, Richard Staelin et Valarie A. Zeithaml (1993), «Un modèle de processus dynamique de qualité de service: des attentes aux intentions comportementales», *Journal of Marketing Research*, 30 (1), 7-27.
- Bronnenberg, Bart J., Jean-Pierre H. Dubé et Matthew Gentzkow (2012), «L'évolution des préférences de marque: données probantes issues de la migration des consommateurs», *Revue économique américaine*, 102 (6), 2472-508.
- Brynjolfsson, E., Yu (Jeffrey) Hu et Mohammad S. Rahman (2009), «Bataille des canaux de vente au détail: comment la sélection de produits et la géographie stimulent la concurrence entre les canaux», *Science du management*, 55 (11), 1755-65.
- CBInsights (2018), «Amazon et Alibaba ont déjà conquis Vente en ligne. Maintenant, ils viennent pour hors ligne " Résumé de recherche CBInsights (24 janvier), <https://www.cbinsights.com/research/amazon-alibaba-physical-retail/>.
- Chen, Yubo, Qi Wang et Jinhong Xie (2011), «Interactions sociales en ligne actions: une expérience naturelle sur le bouche à oreille et l'apprentissage par observation », *Journal of Marketing Research*, 48 (2), 238-54.
- Choi, Jeonghye et David R. Bell (2011), «Preference Minorities and l'Internet," *Journal of Marketing Research*, 48 (4), 670-82. Choi, Jeonghye, Sam K. Hui et David R. Bell (2010), "Analyse spatio-temporelle du comportement d'imitation chez les nouveaux acheteurs chez un détaillant en ligne" *Journal of Marketing Research*, 47 (1), 75-89.
- Digital Commerce 360 (2016), «Les meilleurs détaillants en ligne livrent les marchandises Plus rapide," *Détaillant Internet (6 septembre)*, <https://www.digitalcommerce360.com/2016/09/09/top-e-retailers-deliver-good-faster/>. Dong, Xiaojing et Pradeep K. Chintagunta (2016), «Satisfaction Retombées entre catégories », *Science du marketing*, 35 (2), 275-83.
- Fisher, Marshall, Vishal Gaur et Herb Kleinberger (2017), «Curing la dépendance à la croissance », *Revue de Harvard business*, 95 (1), 66-74.
- Fioravanti, Andrea, Arianna Chiose et Avi Goldfarb (2009), «Concurrence entre les marchés locaux et électroniques: comment l'avantage de l'achat en ligne dépend de l'endroit où vous vivez», *Science du management*, 54 (1), 47-57.
- Fornell, Claes, Roland T. Rust et Marnik G. Dekimpe (2010), «The Effet de la satisfaction des clients sur la croissance des dépenses des consommateurs », *Journal of Marketing Research*, 47 (1), 28-35. Gallino, Santiago et Antonio Moreno (2014), «Integration of Online et les canaux hors ligne dans le commerce de détail: l'impact du partage d'informations fiables sur la disponibilité des stocks », *Science du management*, 60 (6), 1434-51.
- Gallino, Santiago, Antonio Moreno et Ioannis Stamatopoulos (2017), «Intégration des canaux, dispersion des ventes et gestion des stocks», *Science du management*, 63 (9), 2813-31. Gijsenberg, Maarten J., Harald J. vanHeerde et Peter C. Verhoef (2015), «Les pertes se profilent plus longtemps que les gains: modéliser l'impact des crises de service sur la qualité perçue du service dans le temps», *Journal of Marketing Research*, 52 (5), 642-56. Gill, Manpreet, Shrihari Sridhar et Rajdeep Grewal (2017), «Return sur les initiatives d'engagement: étude d'une application mobile d'entreprise à entreprise », *Journal of Marketing*, 81 (4), 45-66. Hirano, Keisuke et Guido W. Imbens (2001), «Estimation of Causal Effets utilisant la pondération du score de propension: une application aux données sur le cathétérisme cardiaque droit » *Services de santé et méthodologie de recherche sur les résultats*, 2 (3/4), 259-78. Iyengar, Raghuram, Asim Ansari et Sunil Gupta (2007), «Un modèle de l'apprentissage des consommateurs pour la qualité et l'utilisation des services " *Journal of Marketing Research*, 44 (4), 529-44. Kwon, Wi-Suk et Sharron J. Lennon (2009), «Effets réciproques Entre les images de marque en ligne et hors ligne des détaillants multicanaux » *Journal of Retailing*, 85 (3), 376-90. Lee, Jae Young et David R. Bell (2013), «Quartier social Capital et apprentissage social pour les attributs d'expérience des produits » *Science du marketing*, 32 (6), 960-76.
- Li, Shibo, Baohong Sun et Ronald T. Wilcox (2005), «Cross-Selling Sequenced Order Products: An Application to Consumer Banking Services», *Journal of Marketing Research*, 42 (2), 233-39. Pozzi, Andrea (2013), «The Effect of Internet Distribution on Brick-and-Mortar Sales », *RAND Journal of Economics*, 44 (3), 569-83. Rosenbaum, Paul R. (1987), «Ajustement direct basé sur un modèle», *Journal de l'American Statistical Association*, 82 (398), 387-94. Shi, Huanhuan, Shrihari Sridhar, Rajdeep Grewal et Gary Lilien (2017), «Départs des représentants commerciaux et stratégies de réaffectation des clients sur les marchés interentreprises», *Journal of Marketing*, 81 (2), 25-44.
- Stevens, Laura (2017), «Amazon.com prévoit le premier hub de fret aérien le Le journal Wall Street (31 janvier), <https://www.wsj.com/articles/amazon-com-plans-first-air-cargo-hub-1485901557>. Wang, Kitty et Avi Goldfarb (2017), «Can Offline Stores Drive Vente en ligne?" *Journal of Marketing Research*, 54 (5), 706-19. Wooldridge, Jeffrey (1997), «Méthodes de quasi-vraisemblance pour le dénombrement Données ", dans Manuel d'économétrie appliquée, Vol. 2, MH Pesaran et P. Schmidt, éd. Oxford, Royaume-Uni: Blackwell, 352-406. Wooldridge, Jeffrey (2010), *Analyse économétrique de la section efficace et données de panel*, 2e éd. Cambridge, MA: MIT Press.

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