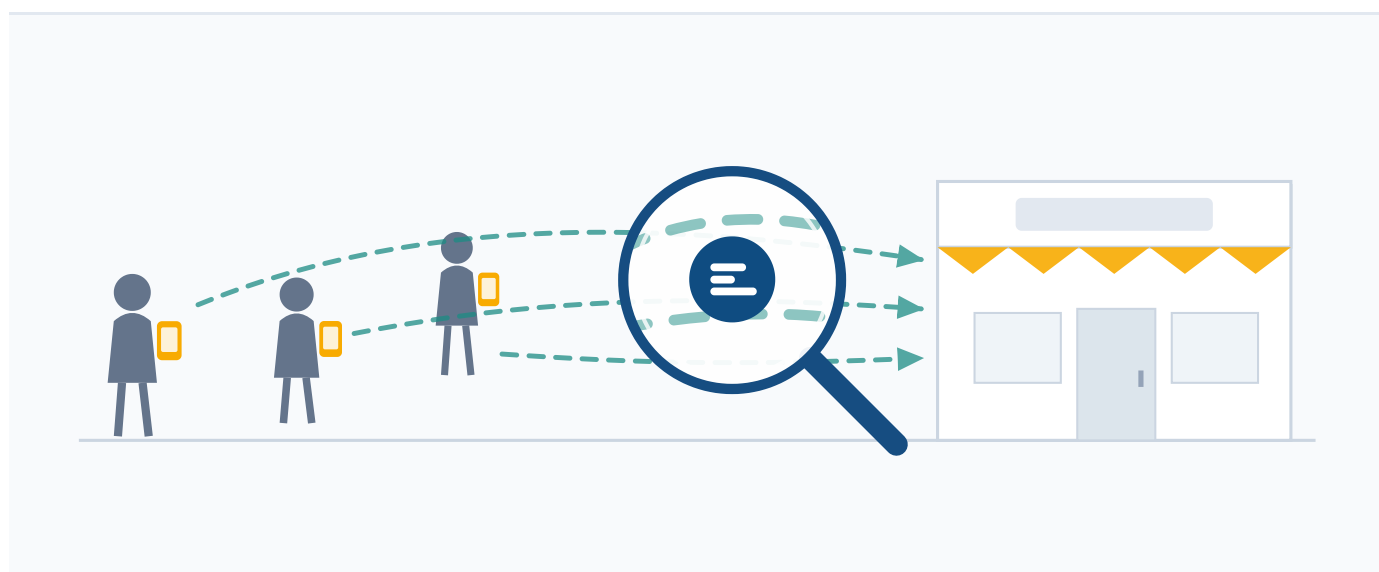


Comment nous mesurons l'impact des campagnes publicitaires sur les ventes en magasin, pour l'un de nos clients

Une campagne drive-to-store, et un modèle Time-Based Regression appliqué aux ventes en caisse

Cas client anonymisé - enseigne dans le domaine du sport.



SYNTHÈSE

L'analyse établit que la publicité a généré **+18 % de ventes incrémentales** sur les rayons mis en avant.

Niveau de confiance élevé · intervalle à 95 % : [+3 % | +32 %]

La comparaison simple à l'année dernière est un peu naïve : elle cache beaucoup de paramètres, la dynamique propre du magasin d'une année sur l'autre, l'évolution de l'assortiment, le calendrier commercial, les effets extérieurs à la campagne. Isoler la part qui revient à la publicité demande une approche data science.

C'est ce que ce type d'analyse rend possible. Une fois le socle en place, il sert à **arbitrer les investissements** et à répondre aux questions que le magasin se

pose vraiment : une remise de 30 % est-elle gagnante, faut-il monter le budget d'un levier, une opération vaut-elle ce qu'elle coûte.

Voici comment nous avons fait ↓

1 Constat et périmètre de l'analyse

Un commerce de détail investit en publicité Google et Meta pour faire venir des clients dans son magasin. Les campagnes sont orientées vers la visite en point de vente, et les annonces mettent en avant les produits d'**une partie des rayons seulement**. La question du dirigeant est simple : combien de clients et combien de chiffre d'affaires cette publicité a-t-elle apportés que le magasin n'aurait pas faits sans elle ?

Répondre à cette question demande un point de comparaison : ce que le magasin aurait fait sans la campagne. Le point de vente étant unique, ce point de comparaison **se construit dans le temps**, à partir de l'historique du magasin lui-même. C'est le rôle du modèle, et c'est l'objet de la section suivante.

L'indicateur retenu est le nombre d'**acheteurs**, c'est-à-dire de tickets contenant au moins un article d'un rayon mis en avant. C'est la mesure la plus robuste : elle résiste aux changements de marque et de prix. Le chiffre d'affaires en est déduit, au panier moyen de la période.

Les grandes étapes de l'analyse

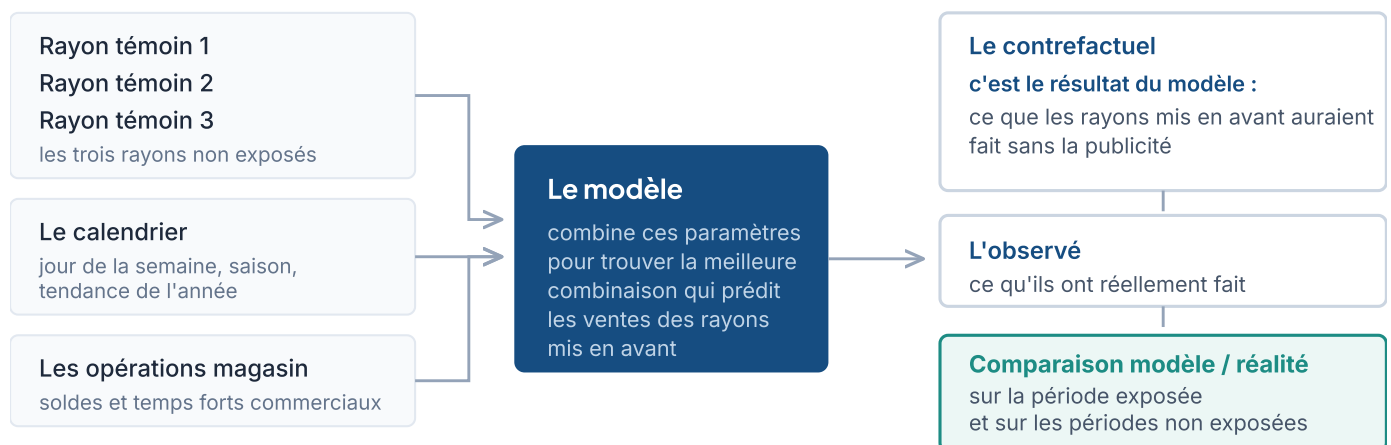
- 1. Cadrage.** La question, l'indicateur et la fenêtre de mesure, arrêtés avant la campagne.
- 2. Données.** L'historique quotidien des ventes par rayon, enrichi du contexte du magasin.
- 3. Modèle.** Retenir les rayons témoins qui se trompent le moins hors campagne.
- 4. Validation, puis mesure.** Vérifier l'erreur du modèle sur des périodes sans campagne, puis lire l'écart sur la fenêtre de diffusion.

Côté données, l'analyse demande des **ventes quotidiennes par rayon**, le **contexte interne** du magasin (calendrier des promotions et des soldes, temps forts) et un historique assez long pour que le modèle apprenne la vie normale du point de vente : ici, **18 mois**.

2 La méthode

On construit un **jumeau** des rayons exposés à partir des rayons du magasin que la campagne n'a pas touchés. Ces rayons vivent la même vie que les autres : même météo, même fréquentation, mêmes week-ends, même saison. Le modèle capte ces régularités sur l'historique de caisse et s'en sert pour **prédire** ce que les rayons mis en avant auraient fait sans publicité. C'est le contrefactuel, et la mesure est ensuite une soustraction : ce qui s'est réellement passé en caisse, moins ce que le modèle prédit.

LES PARAMÈTRES ENTRANTS



La démarche est un **Time-Based Regression**, méthode publiée par Google en 2017 (Kerman, Wang et Vaver), conçue pour les tests où l'on ne dispose que de **peu** d'unités de contrôle : l'inférence s'y lit dans le temps plutôt que dans l'espace. Adaptée ici sur quatre points : un coefficient par rayon témoin plutôt qu'un seul sur leur somme, un lien logarithmique plutôt qu'une relation linéaire, l'ajout du calendrier commercial, et des rayons témoins choisis sur leur comportement hors campagne plutôt qu'appariés à l'avance.

Le modèle est une équation apprise sur les données. Ce ne sont pas des coefficients choisis : ils sont **estimés par le calcul**, en cherchant la combinaison qui reproduit le mieux les journées d'ouverture qui précèdent la campagne.

Le travail de cadrage amont a comparé toutes les combinaisons de rayons témoins possibles, et le trio retenu **n'est pas le plus corrélé** aux rayons exposés : c'est celui qui se trompe le moins sur des périodes sans campagne. Un rayon très corrélé mais qui porte sa propre dynamique est un mauvais témoin, et la corrélation ne le dit pas.

CE QUE LE MODÈLE ABSORBE

Les rayons témoins absorbent tout ce qui touche le magasin dans son ensemble : **météo, fréquentation de la galerie, jours fériés, pression concurrentielle**. Le calendrier absorbe le rythme hebdomadaire, la saisonnalité du sport et la progression du magasin d'une année sur l'autre. Les opérations absorbent les soldes et les temps forts commerciaux. Tout cela sort de la comparaison avant qu'on ne mesure quoi que ce soit.

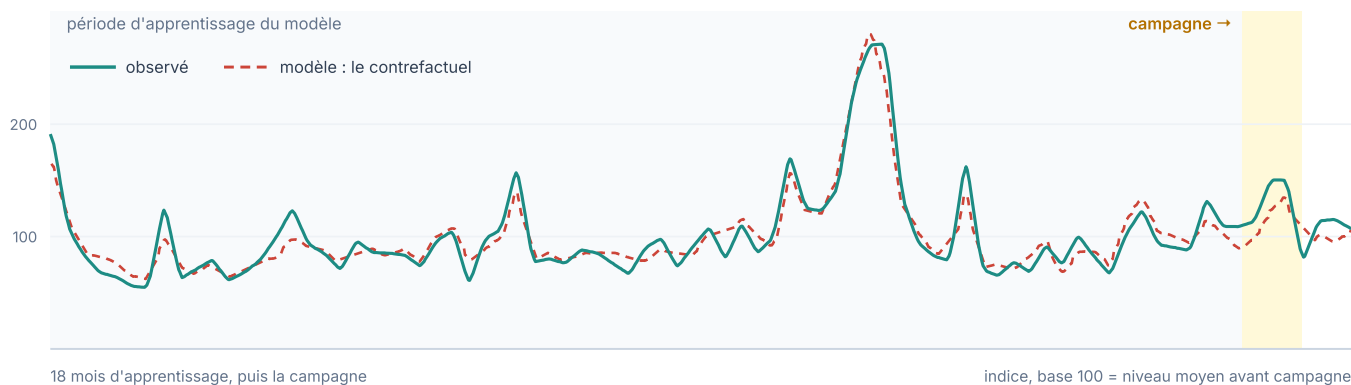
VALIDATION ET CONFIANCE DU MODÈLE

Le modèle est testé sur **29 périodes de contrôle** de même durée, prises avant la campagne, où aucune publicité n'était en place. Sur ces périodes il trouve **-2 %**, un écart quasi nul : le modèle est proche de la réalité. Et aucune de ces 29 périodes n'atteint le niveau observé pendant la campagne.

C'est ce qui donne le droit de lire un écart pendant la diffusion. Sans cette étape, un écart de quelques pourcents ne se distingue pas du bruit normal du magasin.

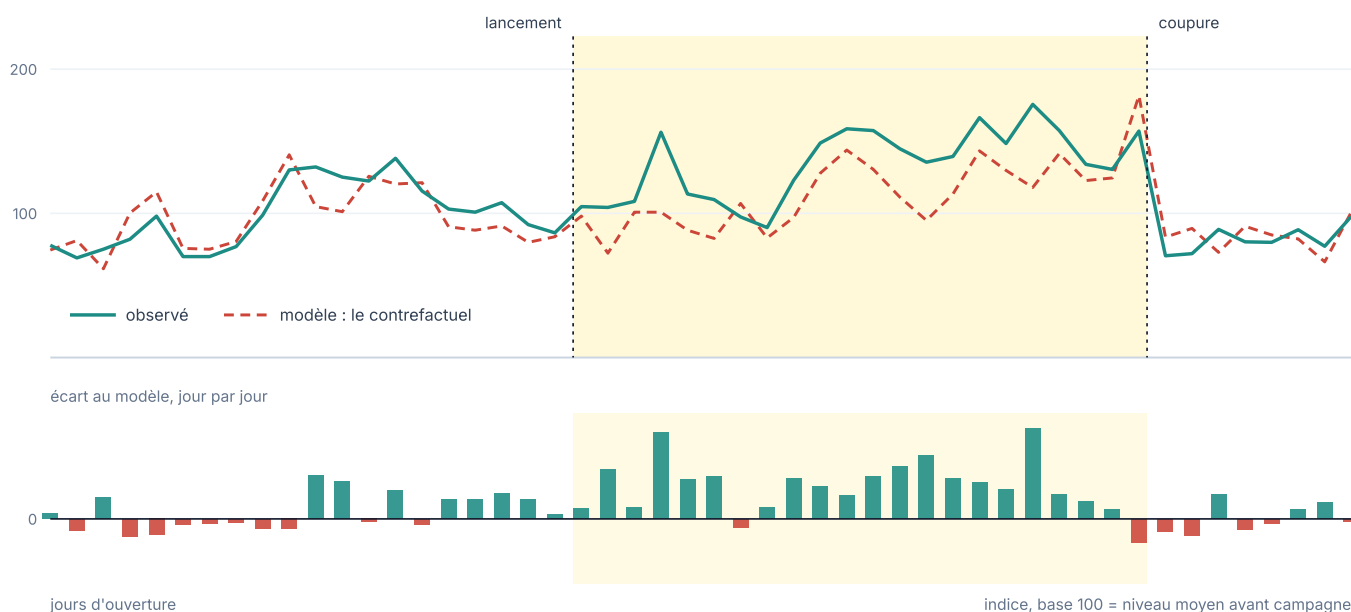
3 L'analyse de l'efficacité publicitaire

Le modèle suit la réalité, sur toute la profondeur disponible



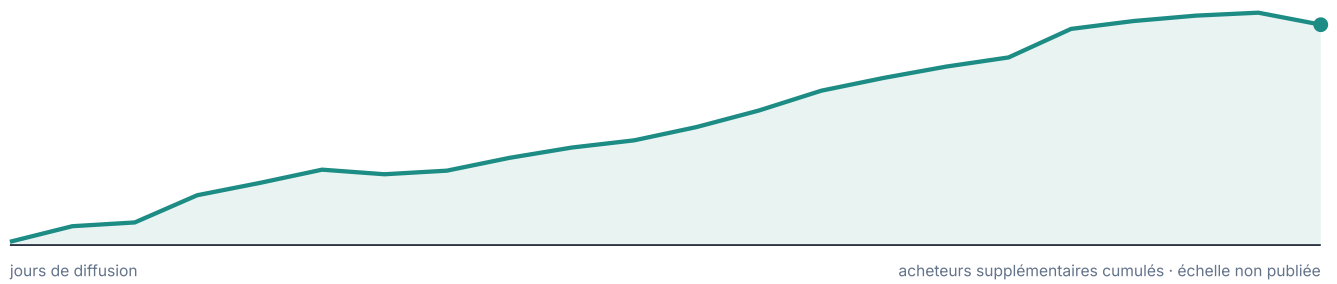
Le modèle est bien calibré. Il suit l'activité observée sur les 18 mois d'apprentissage, pics de soldes compris. Hors campagne les deux courbes sont collées ; elles se séparent nettement pendant. Les valeurs sont exprimées en indice.

L'écart s'ouvre au lancement et se referme à la coupure



L'effet suit le calendrier de diffusion. L'écart s'ouvre au lancement et se referme dès l'arrêt de la publicité. Le panneau du bas le montre jour par jour : il est positif **20 jours sur 22**, et négatif deux jours. C'est le comportement attendu d'un effet réel, pas d'une courbe lissée.

Les acheteurs supplémentaires, cumulés jour après jour



Le volume s'accumule sur toute la durée de diffusion, sans rupture : chaque jour de campagne ajoute des acheteurs que le modèle n'attendait pas. L'échelle n'est pas publiée, le cas étant anonymisé ; c'est la progression qui compte.

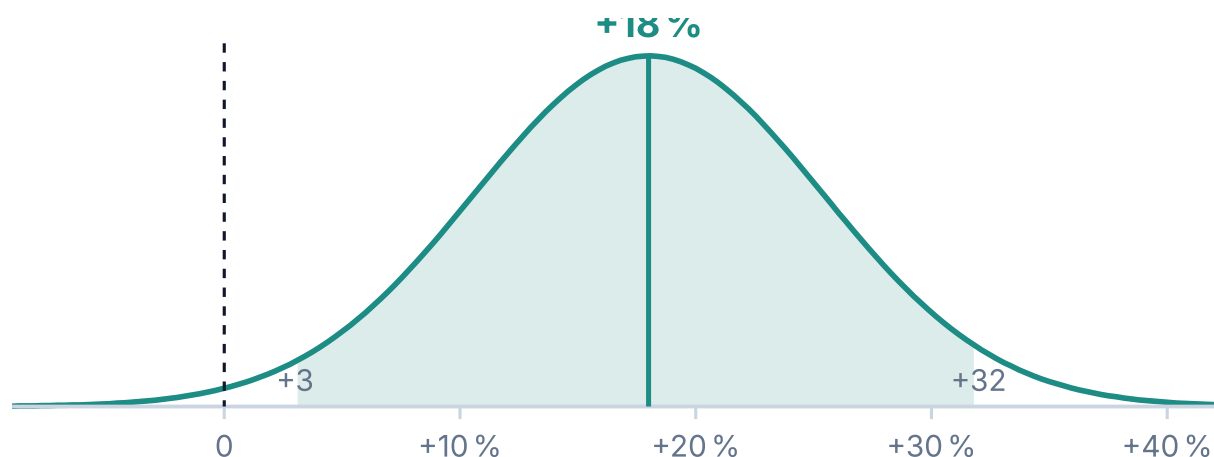
LE RÉSULTAT DE LA MESURE

+18%

de ventes incrémentales sur les rayons mis en avant

Fourchette à 95 % : **+3 % à +32 %**

Niveau de confiance élevé



La fourchette est entièrement au-dessus de zéro. Forme illustrative : l'intervalle vient de la dispersion mesurée sur 29 périodes de contrôle, pas d'une hypothèse de normalité.

Les signaux de performance sont nets, autour de +18 %, pour un ROAS estimé supérieur à 4. Cette estimation intègre les effets que le périmètre mesuré ne compte pas : les achats faits sur les autres rayons par les clients venus grâce à la publicité, et les clients recrutés qui reviendront. Sur le seul périmètre strictement mesuré, le rapport est plus bas.

Deux lectures des mêmes ventes

LA LECTURE

CE QU'ELLE ANNONCE

La comparaison à l'an dernier

+40 %

sur la même période, à périmètre de rayons identique

La mesure

+18 %

ce que le modèle attribue à la publicité, tout le reste étant neutralisé

Le **+40 %** est réel, mais il n'est pas exploitable tel quel : il additionne la publicité, la progression naturelle du magasin, un assortiment plus profond que l'an dernier et le décalage du calendrier commercial entre les deux années. La méthode existe pour trier là-dedans. Elle donne un chiffre plus bas, qui ne retient que ce qui vient de la publicité.

Ce que disent les régies

En parallèle du modèle, les données de régie ont été reprises : diffusion, clics, demandes d'itinéraire vers le magasin et estimation de visites. Elles ne mesurent pas la même chose que la caisse, et elles ne captent qu'une partie des passages réels : c'est une vue basse. Elles vont dans le même sens que la mesure, les demandes d'itinéraire et les visites estimées progressant pendant la diffusion.

4 La conclusion

La publicité a fonctionné. Trois lectures indépendantes convergent : le modèle mesure **+18 %** de chiffre d'affaires sur les rayons mis en avant, l'effet suit exactement le calendrier de diffusion, et les signaux de régie confirment une intention de visite en magasin.

UN CHIFFRE VOLONTAIREMENT PRUDENT

Le **+18 %** ne compte que le chiffre d'affaires réalisé sur les rayons mis en avant. Un client venu pour un produit mis en avant achète aussi, souvent, un article d'un autre rayon : tout cela est hors du périmètre mesuré.

Deux effets non comptés vont dans le même sens : les ventes réalisées sur les autres rayons par les clients venus grâce à la publicité, et les clients recrutés qui reviendront. L'effet réel est donc supérieur au chiffre publié, sans qu'on puisse le quantifier avec les données disponibles.

Opportunité pour le client

Le socle d'analyse est en place et réutilisable directement sur les prochaines campagnes. Trois usages s'ouvrent.

1. Accélérer l'investissement publicitaire sur des bases mesurées, et non sur une intuition ou sur une comparaison à l'an dernier.
2. Arbitrer les opérations commerciales. La même mécanique répond à d'autres questions : ce qu'une remise apporte réellement, ce qu'un temps fort produit, ce que vaut un levier face à un autre.
3. Faire de la mesure un réflexe. Le modèle est calibré sur ce magasin : la prochaine campagne s'évalue sans repartir de zéro.

5 Remarques et limites

NEUTRALISÉ PAR CONSTRUCTION

Météo, fréquentation de la galerie, pression concurrentielle, soldes, ambiance commerciale du mois. Ces facteurs touchent les rayons témoins autant que les rayons mis en avant : ils sortent de la comparaison.

Le niveau de stock et la profondeur d'assortiment. Le modèle apprend sur les mois qui précèdent la campagne : une amélioration survenue avant est déjà dans son apprentissage. C'est ce que la comparaison brute à l'an dernier ne sait pas faire.

NON NEUTRALISÉ

Un événement extérieur simultané au lancement. Deux événements qui commencent le même jour ne peuvent être séparés par aucune méthode. Le chiffre porte sur la période telle qu'elle s'est présentée.

L'effet sur les autres rayons du magasin. Les données disponibles ne permettent pas de le trancher dans un sens ni dans l'autre.

Une vérification complémentaire a porté sur les états de stock. Les rayons exposés portaient un stock sensiblement supérieur à celui de l'année précédente, mais cette hausse ne se retrouve pas dans les ventes hors campagne. Rien n'indique donc que le stock explique l'effet mesuré, et la fenêtre de campagne se détache nettement du reste de l'année alors que le stock, lui, est élevé en permanence.

Le choix de la méthode

Le Time-Based Regression et la modélisation à partir de rayons témoins ne sont pas la seule voie. Ce choix découle d'une contrainte : un point de vente unique, donc aucune unité géographique à comparer. Sur un réseau de plusieurs magasins, nous aurions recommandé une **approche géographique**, où des zones exposées sont comparées à des zones tenues volontairement hors campagne. D'autres méthodes auraient également pu convenir. La méthode se choisit sur la structure des données disponibles, pas par préférence.

La spécification

Régression de Poisson à lien logarithmique, apprise sur 18 mois de ventes quotidiennes. La loi de Poisson est celle des comptages, le lien logarithmique rend les effets lisibles en pourcentage quel que soit le niveau de la journée. Entrées : trois rayons témoins, le calendrier (jour de semaine, saisonnalité, tendance) et les opérations commerciales du magasin.

L'intervalle

Il vient du comportement mesuré du modèle, non de ses hypothèses : le calcul complet est relancé sur 29 périodes de contrôle prises avant la campagne, et on lit la dispersion. Les rayons témoins ont été choisis sur une moitié de ces périodes, les chiffres de confiance calculés sur l'autre moitié.

Intervalle à 95 % : l'effet se situe entre +3 % et +32 %, pour une valeur centrale de +18 %. L'analyse a par ailleurs été rejouée avec **CausallImpact**, sur les mêmes données et les mêmes rayons témoins : deux implémentations indépendantes, même conclusion à 0,2 point près.

Ce qui reste incertain

- L'effet d'un événement extérieur simultané au lancement de la campagne, indissociable de son calendrier.
- L'effet sur les rayons non mesurés, que les données ne permettent pas de trancher.
- La saisonnalité de la fin de la période, qui ne repose que sur une seule occurrence antérieure.

Sources

Logiciel de caisse du magasin, ventes quotidiennes par rayon sur 18 mois · régies Google Ads et Meta Ads · calendrier commercial et états de stock fournis par le magasin. Les résultats sont publiés en pourcentages et en indices, sans valeur absolue.

LES OFFRES EDGEANGEL QUE CE CAS MOBILISE

Mesure de l'efficacité publicitaire

MMM, tests d'incrémentalité, mesure causale : établir ce que chaque levier apporte réellement



Modern Data Stack

Le socle qui rend la mesure possible : collecter, historiser et fiabiliser les données de vente



DISCUTONS

Combien vos campagnes rapportent-elles vraiment ?

Ce dispositif de mesure se construit à partir de vos données de vente, pour un magasin unique comme pour un réseau. Un premier échange suffit pour dire si vos données permettent une mesure solide.

[Parler de votre projet →](#)