

Meridian Playbook Ver.1.0

2026.10 株式会社博報堂・株式会社Hakuhodo DY ONE

CHAPTER 1

MMMとその中でのMeridianの
立ち位置に関して

1. MMMとは
2. Meridianとは
3. マッチするクライアント

CHAPTER 2

Meridianの具体分析フローに
関して

1. 分析設計
2. メディア効果の推定とモデルの確認
3. ROI分析とシミュレーション

CHAPTER 3

Meridian活用事例

1. 株式会社エディオンにおける地域最適化検証
2. 台湾の健康食品ブランドにおけるコンバージョン最適化検証
3. タイ金融・保険会社 Ngern Tid Lorにおける適切なKPI選定

CHAPTER 4

よくある質問

CHAPTER

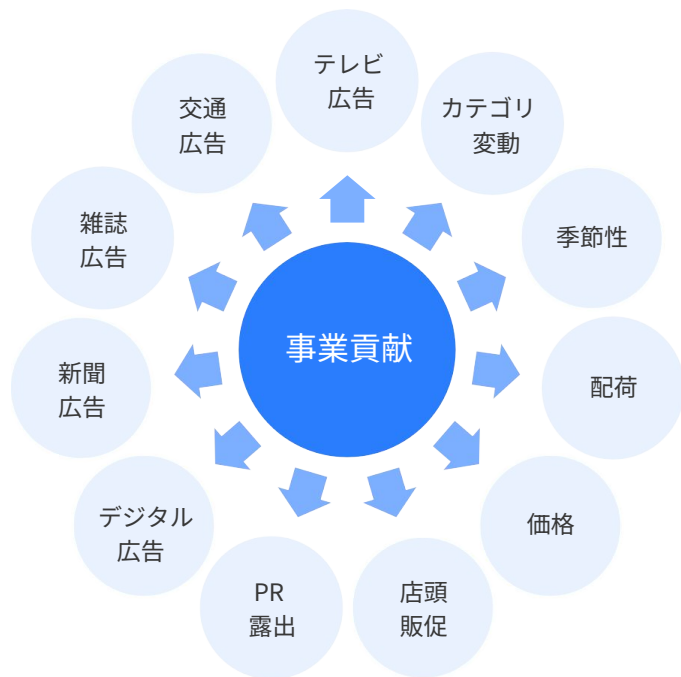
1

MMMと其中的のMeridianの立ち位置に関して

1.1. MMMとは

MMMは、メディアやマーケティング施策の事業貢献をCookieに頼らず、統計的に推定できる手法である。

▼マーケティングミックスモデルの概念図



▼マーケティングミックスモデルを活用するメリット

マーケティング効果を**Cookieに頼らず、統計的に推定**する手法である

獲得人数、販売数量や売上といった**事業貢献に対するマーケティング効果**を推定できる

デジタル広告だけでなく、**さまざまなメディアやマーケティング施策、外的要因**の効果を推定できる

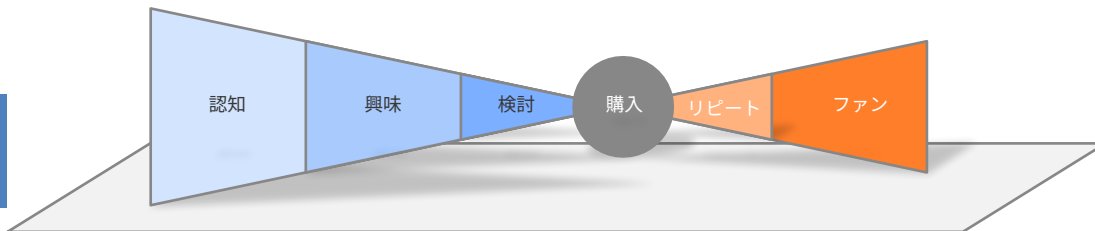
PDCAサイクルには中間指標でクイックに回していく小さなPDCAと
頻度こそ少ないもののKGIに近いところで大きくPDCAを回す2つが存在。
MMMはよりKGIに近いところで、マーケティング構造を把握しサイクルを回す大きなPDCAに位置する。

	目的	指標	頻度	計測手法（例）
大きなPDCA	より大きく戦略的な マーケティング投資の意思決定	最終成果 （売上/契約 等）	低	MMM Experiment 等
小さなPDCA	より高速で詳細な キャンペーン単位の最適化	中間指標 （認知/検索 等）	高	ブランドリフト R&F分析 等

MMMモデル構築プロセスの概観 -生活者の購買行動に関するドメイン知識-

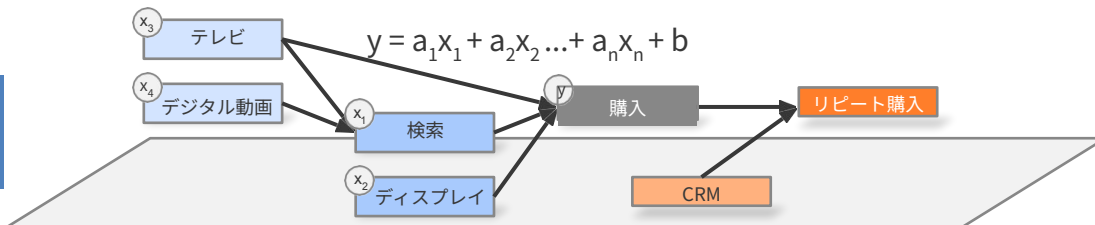
MMMでは、生活者の行動や心理を計測したデータを収集・加工し、メディアやマーケティング施策と事業成果の関係を数式で表現する。

概念モデル



モデル構造の仮説
生活者の購買行動に関する
ドメイン知識

数理モデル
(MMMモデル)



モデリング
モデル構造仮説に基づいた
パラメータ推定

実際の
購買行動



データ収集とクレンジング
計測データ・調査データ
・オープンデータ
配信データなど

MMMを活用することで、事業貢献を起点とした
メディアやマーケティング施策の診断・予測・処方が可能となる。

1.

メディアやマーケティング施策の何が・
どれくらい・どのように事業貢献しているのか？



マーケティング効果の把握

各要因が事業成果に及ぼす貢献量を横断的に把握できる

2.

マーケティング予算・メディア予算配分は
妥当なのか？



予算配分の最適化

目標とする事業成果に対して、必要な費用や効率的な
予算配分を計算することができる

3.

将来のマーケティング戦略・メディアプランをサ
ポートするエビデンスは何か？



事業成果シミュレーション

将来のマーケティング戦略・メディアプランの想定され
る事業貢献をシミュレーションできる

1.2. Meridianとは

Googleが提供するオープンソースのMMM。

博報堂D Yグループは日本・APACにおける認定パートナーであり、Googleからの技術サポートを受けることが可能。

2025



Meridian

Googleが2025年に公開したオープンソースのMMMプロダクト
博報堂D Yグループは日本・APACでの認定パートナー

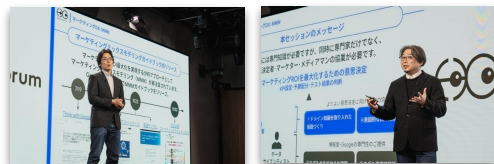
博報堂D YグループにおけるMeridianの取り組み

Googleと博報堂D Yグループは、長年にわたり強固なパートナーシップを構築。
国内外で複数の業種での分析を実施しており、名実ともに良質なパートナーとなっている。

2023

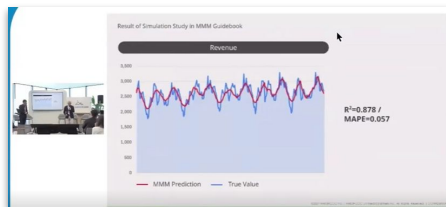


MMMガイドブック
共同リリース



博報堂 | Google Forum
共同登壇

2024



Google APAC
Measurement Summit



APAC Summit'25
共同登壇

2025



Meridianパートナー認定

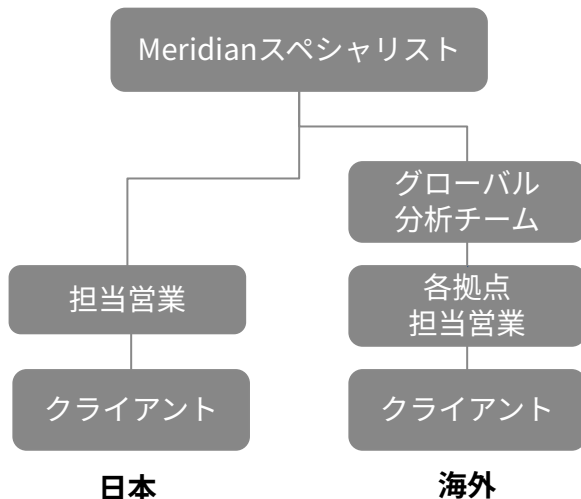


海外含めて6件の案件実施
(自動車、自動車保険、不動産、飲料など)

数年にわたるMeridianの推進を経て、提供する博報堂D Yグループの強みは以下の3点。

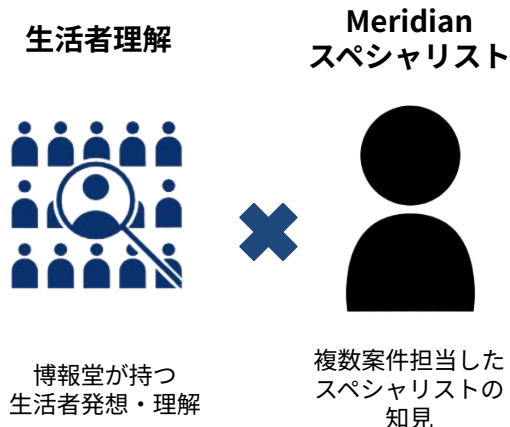
国内外での展開力

博報堂D YグループのMeridianスペシャリストを軸に
国内外の案件に対応できる組織体制を構築。



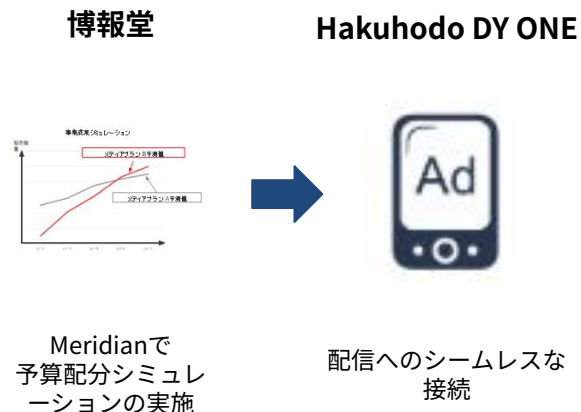
生活者理解と知見の融合

博報堂D Yグループが長年培ってきた生活者発想と、
Meridianスペシャリストの知見を融合し
ハイクオリティな分析を提供。



実行へのシームレス接続

シミュレーション結果をもとに、
Hakuhodo DY ONEと連携し、結果をもとにした
配信の実行へシームレスな接続を実施。



マーケティング構造の把握というMMMの一般的な役割に対して、
Meridianはメディア投資効果の可視化に特化したMMM。



WHAT 何を対象

メディア効果の可視化

テレデジ横断のメディア効果推定
最適FQの算出
エリア別の効果推定

WHERE どこで価値 (クライアントメリット)

メディア (esp. YouTube)

アクションナブルな示唆を元にした
メディアアロケーションの実現

WHY なぜ博報堂DYグループが

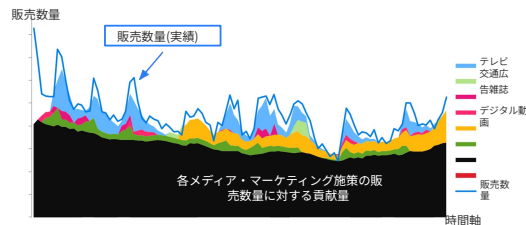
広告効果の可視化に基づく
YouTube（動画）セールスの起爆剤

マーケティング効果を可視化した上で、予算配分を最適化し今後のメディアシミュレーションを行うことが可能。
アウトプットイメージは以下の通り。

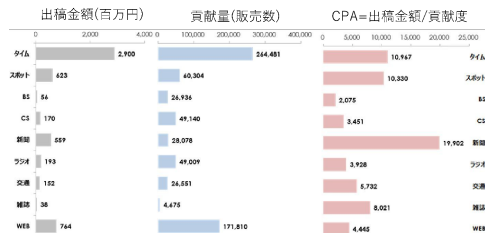
マーケティング効果の把握

各要因が事業成果に及ぼす貢献量を
横断的に把握できる

▼各メディア・マーケティング施策の貢献量推定



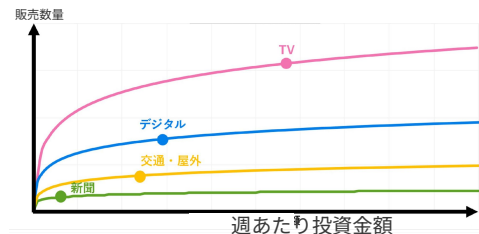
▼各メディア・マーケティング施策の費用対効果(ROI)



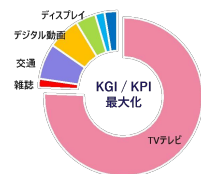
予算配分の最適化

目標とする事業成果に対して、必要な費用や
効率的な予算配分を計算することができる

▼各メディアの投資に対する弾力性(事業貢献)



▼目標に対する最適予算配分



【最適予算配分】

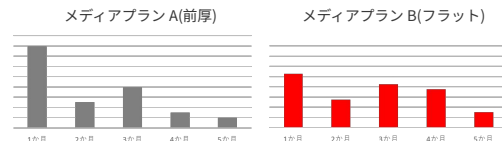
テレビ	1億5120万円 (75.6%)
雑誌	395万円 (1.8%)
交通広告	1,455万円 (7.3%)
デジタル動画	1,328万円 (6.6%)
ディスプレイ	832万円 (4.2%)
リスティング	386万円 (1.9%)
SNS	524万円 (2.6%)

TTL: 2.0億円

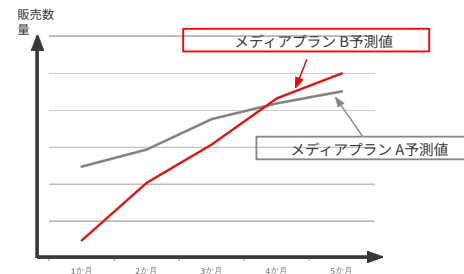
事業成果シミュレーション

将来のマーケティング戦略・メディアプランの
想定される事業貢献をシミュレーションできる

▼メディアプランと事業成果シミュレーション

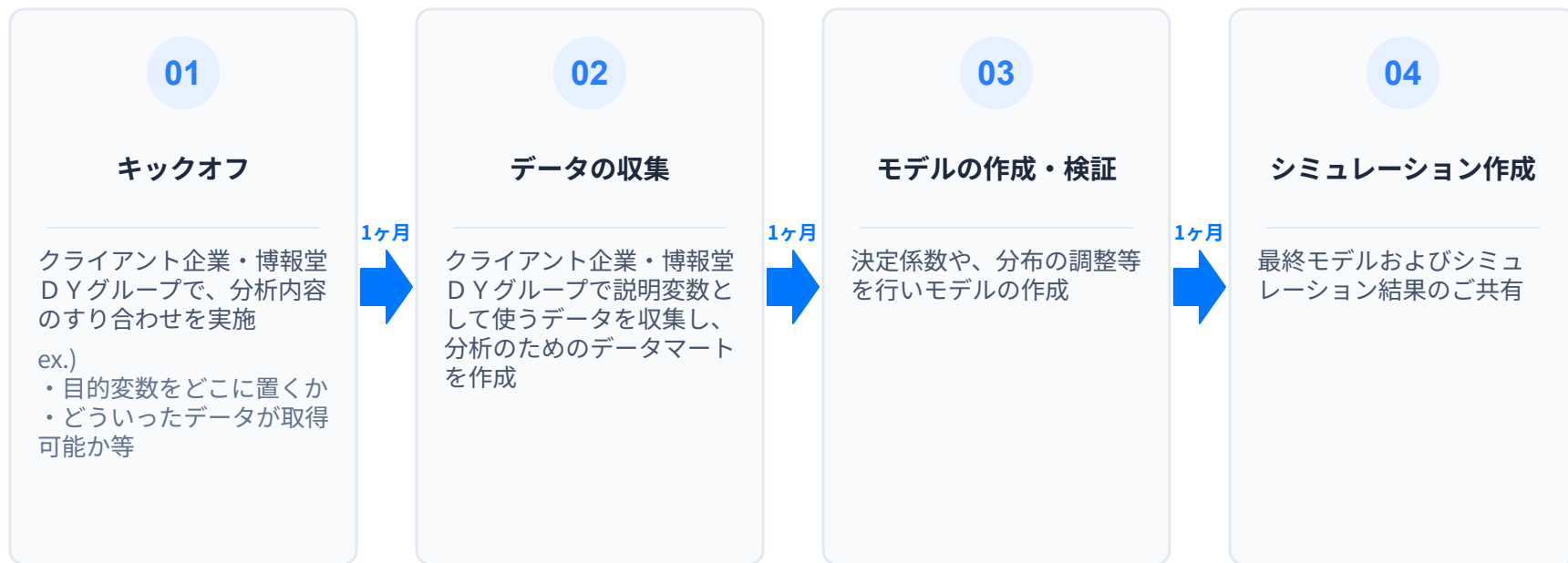


事業成果シミュレーション



キックオフから実際のシミュレーションまで約2~3か月で実施可能。

全体スケジュール（開始～納品）：3か月間



Meridianにおける特徴は以下の3つ。

データ収集の負荷軽減

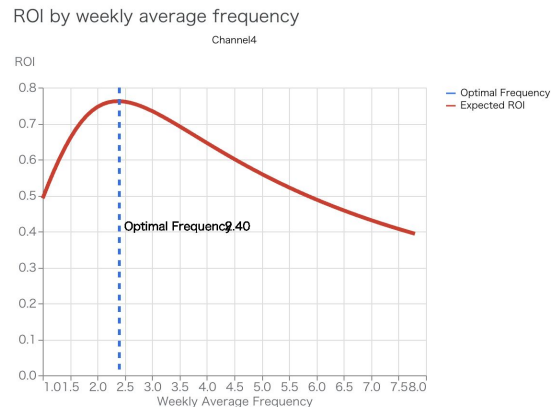
分析に使うデータの収集にコストがかかりかかる中で、Meridianの認定パートナーである博報堂D YグループはGoogle Ads・DV360のデータ抽出を自動で行うことが可能。このため、データ収集の負荷を減らせます。

Campaigns / Ad groups					
Product	Campaign Type	Bid Strategy	Device	Geography	Metrics
YouTube	Search	Manual CPM	Mobile	210 DMAs	Impressions
Marthead	Text	Manual CPC	Desktop		Clicks
Bumper	Shopping (PLA/LIA)	Manual CPV	TV Screens		Views
Non-skip	Local	ICPA	Other		Cost
Skipable	Smart	ICPC			
In-feed	Discovery	ICPM			
TV for Reach	Banner	ICPM			
TV for Action	Lightbox	ICPM			
Video Action	App	ICPM			
Video Reach	Local	ICPM			
	PMAX	ICPM			
	Local	ICPM			
	App Promo	ICPM			
	Demand Gen/Discovery	ICPM			

Time | Daily or weekly level with up to three years of history*

フリークエンシー最適化

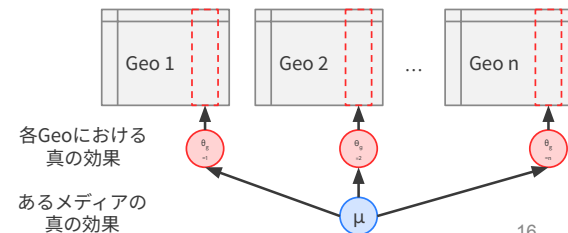
YouTube・テレビのR&Fデータが利用できるので、最適フリークエンシーを計算することが可能です。



エリア特性の考慮

Meridianではエリア特性の考慮ができることによって、目的変数をエリア別にご提供いただければ

- ①データポイントが増えることによって、時点数が少なくとも精度の高いモデル作成が可能。
- ②エリアごとのROI分析・シミュレーションが可能です。



データ取得負荷の削減

博報堂D YグループはMeridianの認定パートナーであるため、Googleデータの自動抽出が可能。
配信データは地域レベルで抽出でき、YouTubeのR&FQのデータは自動取得により工数削減を実現。
またQGVというGoogleの検索ボリュームデータを取得でき、商材の需要期確認のデータとしてインプット可能。

MMM Data Platform | Standard Projects | Recurring Projects | HakuHodo | | | |

Y Add a filter

Requested projects

Case ID	Project name	Advertiser	Brands	Country	Date range	Status	Requested date ↓
						Data Validation in Progress	12/11/25
						Data Validation in Progress	06/19/25
						Request Received	06/19/25
						Request Received	06/19/25
						Data Validation in Progress	05/16/25

Items per page: 5 1 - 5 of 6 < >

Data available or collected projects

Case ID	Project name	Advertiser	Brands	Country	Date range	Status	Requested date ↓
						Data Delivered to Data Lake on 09/10/25	09/09/25
						Data Delivered to Data Lake on 09/02/25	09/01/25
						Data Delivered to Data Lake on 09/02/25	09/01/25
						Data Delivered to Data Lake on 08/11/25	08/08/25
						Data Shared with Owner	08/07/25

MMM Data Platform

Geoレベルデータ

Googleメディアの地域別 (日本の場合は都道府県別) の出稿データを一気に取得可能

QGV (Google Query Volume)

指定したブランドのGoogle検索ボリュームをインデックス化した数値で取得可能

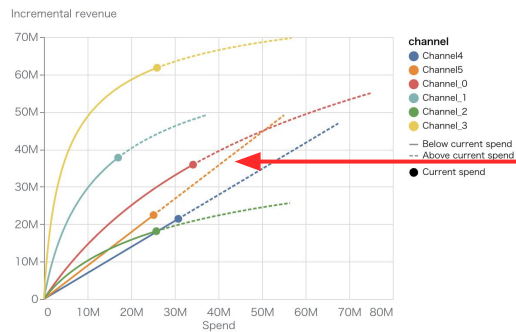
最適フリークエンシー（FQ）の算出

Meridianでは、メディアの配分だけではなくテレビ/YouTubeにおけるR&FQレベルでの最適化も分析可能。
 (先述の通り、YouTubeに関しては自動で取得可能かつ、テレビデータも博報堂D Yグループでは自動でFQの粒度でデータ抽出が可能)

$$\begin{aligned}
 y_{g,t} = & \mu_t + \tau_g + \sum_{i=1}^{N_C} \gamma_{g,i}^{[C]} z_{g,t,i} \\
 & + \sum_{i=1}^{N_N} \gamma_{g,i}^{[N]} x_{g,t,i}^{[N]} \\
 & + \sum_{i=1}^{N_M} \beta_{g,i}^{[M]} \text{HillAdstock} \left(\{x_{g,t-s,i}^{[M]}\}_{s=0}^L; \alpha_i^{[M]}, ec_i^{[M]}, slope_i^{[M]} \right) \\
 & + \sum_{i=1}^{N_{OM}} \beta_{g,i}^{[OM]} \text{HillAdstock} \left(\{x_{g,t-s,i}^{[OM]}\}_{s=0}^L; \alpha_i^{[OM]}, ec_i^{[OM]}, slope_i^{[OM]} \right) \\
 & + \sum_{i=1}^{N_{RF}} \beta_{g,i}^{[RF]} \text{Adstock} \left(\{r_{g,t-s,i}^{[RF]} \cdot \text{Hill}(f_{g,t-s,i}^{[RF]}, ec_i^{[RF]}, slope_i^{[RF]})\}_{s=0}^L; \alpha_i^{[RF]} \right) \\
 & + \sum_{i=1}^{N_{ORF}} \beta_{g,i}^{[ORF]} \text{Adstock} \left(\{r_{g,t-s,i}^{[ORF]} \cdot \text{Hill}(f_{g,t-s,i}^{[ORF]}, ec_i^{[ORF]}, slope_i^{[ORF]})\}_{s=0}^L; \alpha_i^{[ORF]} \right) \\
 & + \epsilon_{g,t}
 \end{aligned}$$

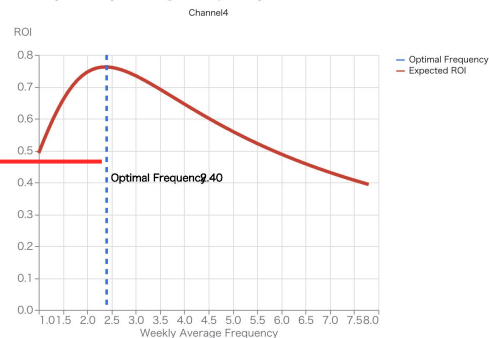
R&Fデータが利用できる場合、
 この関数でR・Fの効果を推定

Response curves by marketing channel (top 6)



Note: The response curves are constructed based on the historical flying pattern and present the cumulative incremental revenue from the total media spend over the selected time period.

ROI by weekly average frequency



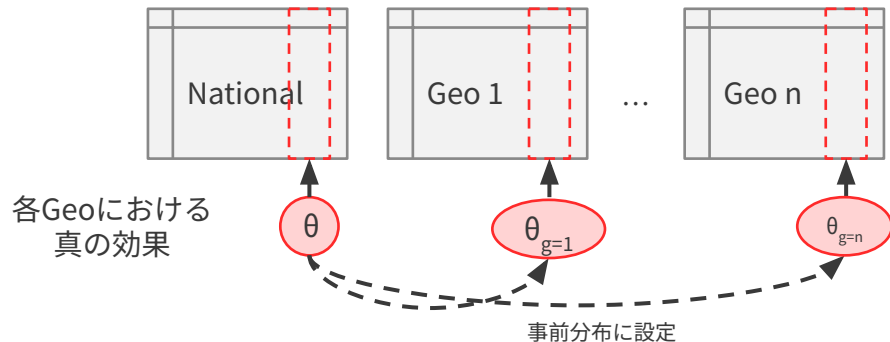
Note: Optimal frequency is the recommended average weekly impressions per user (# impressions / # reached users) that maximizes ROI. When multiple channels have reach and frequency data, only the channel with the highest spend will be displayed. The same chart can be viewed for all other channels as described in "Optimize frequency" in the User Guide.

ただし最適Fを求める、Rに対するyは線形で増加する

エリア（Geo）データの活用

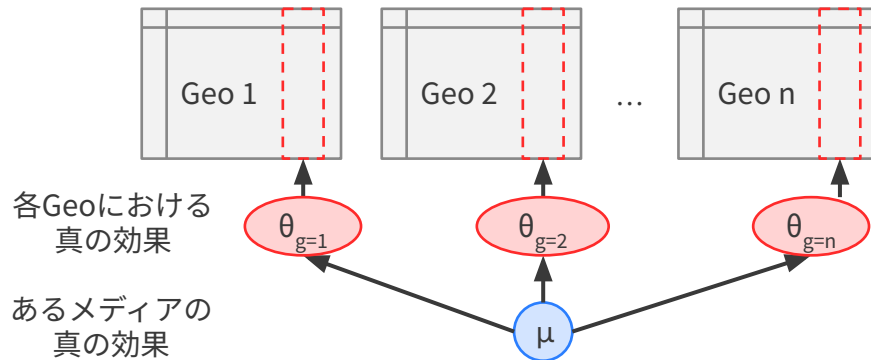
階層ベイズモデルを採用しており、エリア別のデータを用いることで、少ないデータ数でも高クオリティのモデル構築が可能（最低でも2年のデータ推奨）。

AnalyticsAaaSでのGeo対応



- 最低3年間のデータ期間が必要
- Geoごとにモデルを作る場合、Geoごとに効果を推定することになり、共通性が見られない可能性がある
- Nationalレベルモデルの事後分布をGeo単位のモデルに反映することは可能

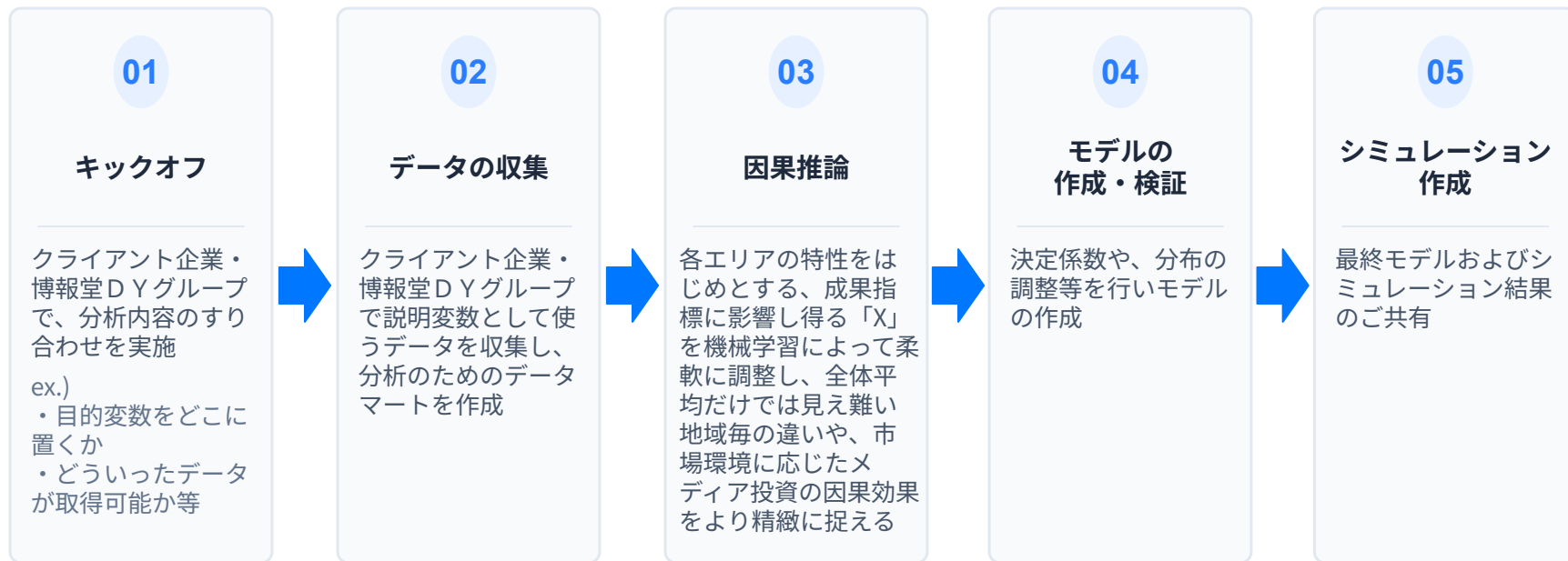
MeridianでのGeo対応（階層ベイズ）



- 必要なデータ期間が最低2年間でOK
- メディア効果の分散が小さくなる
- 外れ値となるGeoは調整される

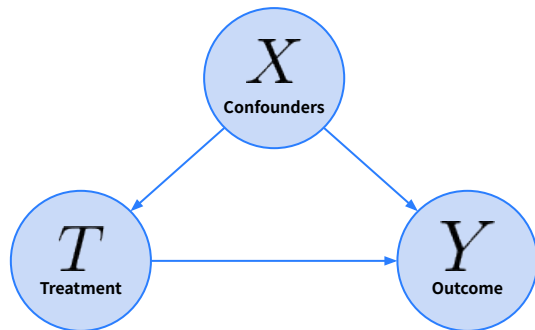
キックオフから実際のシミュレーションまで約2~3か月で実施可能。

全体スケジュール（開始～納品）：3か月間



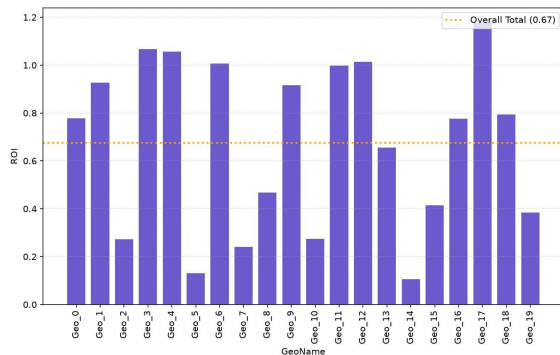
因果推論の中でも因果機械学習（Causal ML）と呼ばれる手法を用いてエリア別のROIを算出しMMMの事前分布に反映することで、高精度なモデルを構築できる。

因果関係を整理



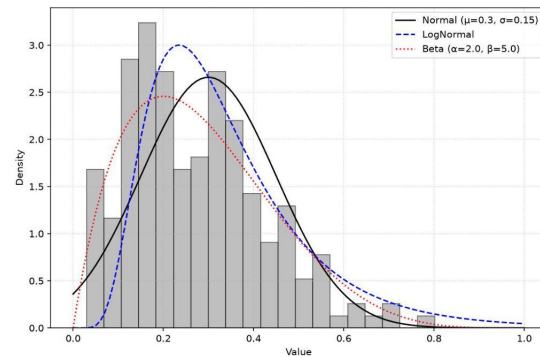
各変数が、KPIなどの結果指標（Outcome）、広告出稿費などの処置変数（Treatment）、結果指標と処置変数の双方に影響を与える交絡因子（Confounders）のいずれに該当するかを整理。交絡因子を適切にコントロールすることが要諦。

Causal MLで因果効果を推定



Causal MLを用いることで、外部要因などの観測可能な交絡因子を柔軟に調整したROIをエリア別に算出できる。地域特性や市場環境といった特定の条件ごとにおける効果を「条件付き平均処置効果（CATE）」と呼ぶ。

ROIを算出しMMMに反映



Causal MLで算出したROIを、MMMの事前分布に反映する。このように情報の多い事前分布を用いることで、推定される貢献量やROIが実績範囲から大きく逸脱するのを防ぎ、高精度なモデルを構築できる。

1.3. マッチするクライアント企業

パフォーマンス領域に強いクライアント企業における動画投資の価値の可視化、
エリアごとの生活者理解とエリアレベルでの最適配分可視化、広告に閉じない広告費・販促費統合の最適化等、
クライアント企業の様々な課題に合わせて柔軟な分析の実施が可能。

獲得案件
における
動画投資拡大

獲得領域に注力している案件における
現状は少ない動画投資の
広告効果可視化

エリアにおける
生活者の特徴を
捉えた
メディア効果
の最適化

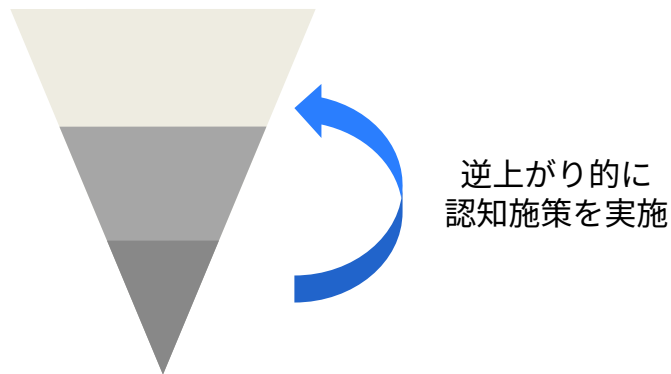
認知領域に注力している案件における
動画広告のメディア効果可視化

販促費・広告費を
統合した
メディア効果
の最適化

メディアの効果だけではなく、
そもそもチラシは必要なのか等
販促領域もあわせて予算最適

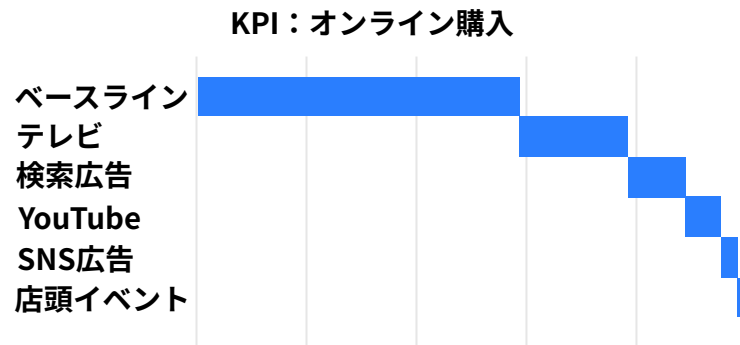
ダイレクト案件において刈り取りきった際に、逆上がりの的に認知配信を実施している案件も多い。
本来の認知施策の獲得への寄与を可視化することで、コミュニケーションの質の向上が見込める。

ダイレクト案件の課題感



ダイレクト施策で刈り取りきった際、
認知施策に逆上がりして動画施策に注力

動画（認知）施策のCV寄与

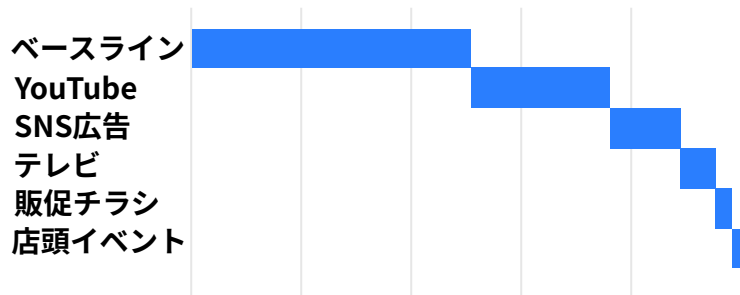


獲得への寄与を認知~獲得施策横断で可視化し、
認知施策をCVドリブンに最適化

Meridianにマッチするクライアント企業：エリアにおける生活者の特徴を捉えたメディア効果の最適化

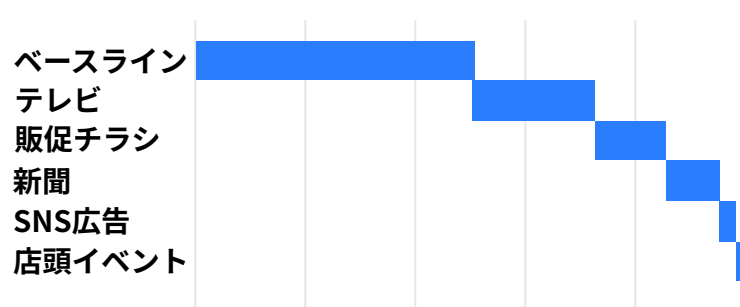
大都市と地方都市にて重要視されるメディアに違いのある業種も多い。
因果推論×エリア最適で、エリアごとの最適なメディア配分を可視化。

大都市



大都市ではデジタルシフトが進んでおり、
YouTubeやSNSの効果が顕著に

地方都市



地方都市では、テレビや販促チラシ等の
従来のメディアの影響が上位に

クライアント企業側では、販促費と広告費が分かれており全体最適に課題がある中、
どちらの施策も併せて全体で評価をしていくことで、販促・広告融合のメディア最適を実現。

クライアント状況

販促施策

販促チラシ

SNSキャンペーン

店頭イベント

クーポン

広告施策

テレビCM

YouTube広告

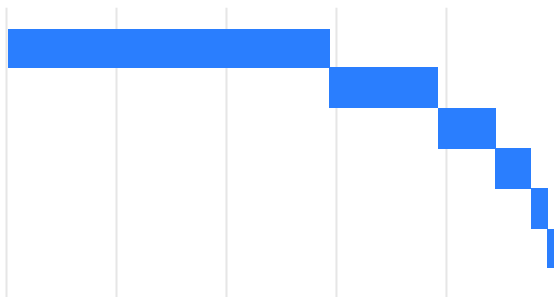
SNS広告

新聞広告

販促施策・広告施策を幅広く行っているが、
全体最適ができていない

シミュレーション例

ベースライン
YouTube
販促チラシ
テレビ
クーポン
店頭イベント



販促費・広告費を統合し、モデルを作成
→統合して最適化を実施

CHAPTER

2

Meridianの具体分析フローに関して

キックオフから実際のシミュレーションまで約2~3か月で実施可能。

全体スケジュール（開始～納品）：3か月間

01

キックオフ

クライアント企業・博報堂
DYグループで、分析内容
のすり合わせを実施

ex.)

- ・目的変数をどこに置くか
- ・こういったデータが取得可能か等

1ヶ月



02

データの収集

クライアント企業・博報堂
DYグループで説明変数と
して使うデータを収集し、
分析のためのデータマート
を作成

1ヶ月



03

モデルの作成・検証

決定係数や、分布の調整等
を行いモデルの作成

1ヶ月



04

シミュレーション作成

最終モデルおよびシミュ
レーション結果のご共有

2.1. 分析設計

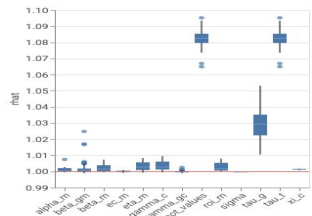
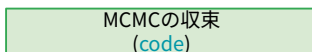
分析に活用するデータを整理しデータマートを作成。
活用できるデータは多岐に渡るので、分析官と都度すり合わせを行う。
※推奨としては各データが2年分以上あることが好ましい。

	データ種別	指標	エリア粒度
目的変数	アプリDL/初回利用	アプリDL数 / 初回利用者数	エリア別
デジタルメディア	PF×メニュー別出稿実績	imp, Click, Spend	全国
	Google Ads, DV360	imp, Click, Spend	エリア別
	YouTube	imp, Click, Spend, R&F	エリア別
検索ボリューム	Google Query Volume	Index	エリア別
マスメディア	テレビ	GRP, Spend	エリア別
	新聞・雑誌	掲載日, 掲載媒体, Spend	媒体別
	ODM（屋外・交通など）	掲出場所, Spend, 実施期間	出稿箇所別
その他	イベント	大型イベント名・実施期間	エリア別/全国
	エリア統計情報	人口・世帯数など	エリア別

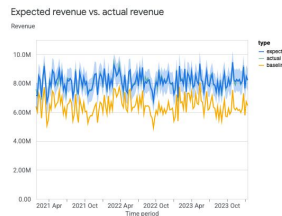
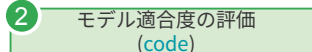
2.2. メディア効果の推定とモデルの確認

「作成したモデルが数学的に正しく学習できているか」「結果がビジネスの実態として妥当・信頼できるか」を確認するために以下の8ポイントを中心にモデルの検証を実施し、最適なモデルを構築。

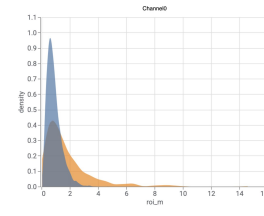
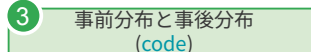
主なモデル評価ポイント（および Meridian ドキュメント内の対応するコードリンク）



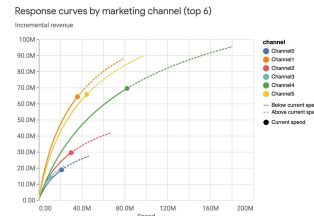
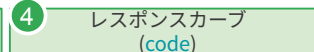
MCMCの収束のチェック
(R-hat < 1.2 or not)



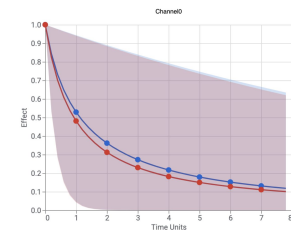
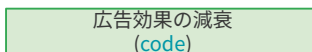
欠損している変数があるかどうかを確認（ギャップが大きい場合は欠損している変数があることを意味）



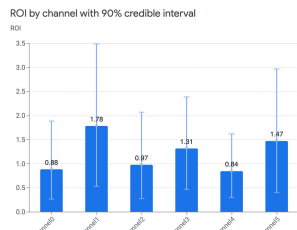
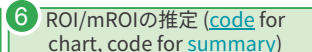
事前分布と事後分布の違いを
確認



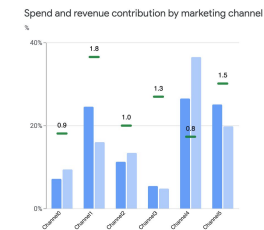
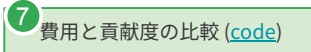
推定結果が定性的に妥当かどうかを確認



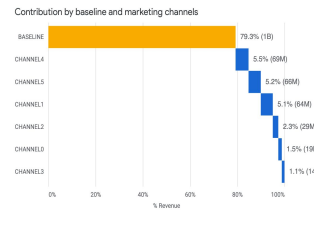
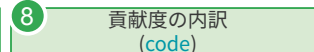
推定結果が定性的に妥当かどうかを確認



極端に高い/低いROI/mROIが
存在し、それが説明可能かど
うかを確認



極端に高い/低い寄与度が存在し、それが説明可能かどうかを確認

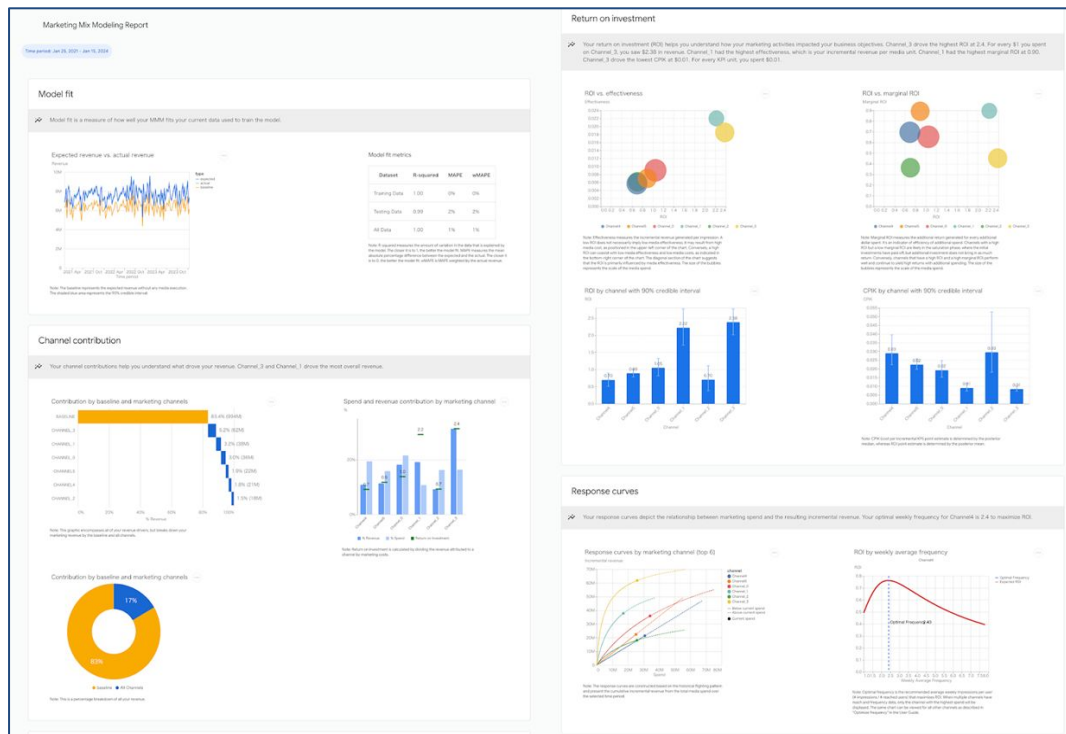


ベースラインとメディア貢献
のバランスが適切かどうかを
確認

2.3. ROI分析とシミュレーション

【ROI分析項目】

- nモデルのフィッティング
 - R2値・MAPE（平均絶対誤差率）
 - 各パラメータの収束度
- n推定されるメディア貢献量とROI
- n各メディアのROI・限界ROI
- n各メディアの弾力性
(出稿金額とインクリメンタルセールスの関係)
 - R&Fデータを利用したメディアは、最適FQも算出



プランニング条件に応じたシミュレーションが可能。

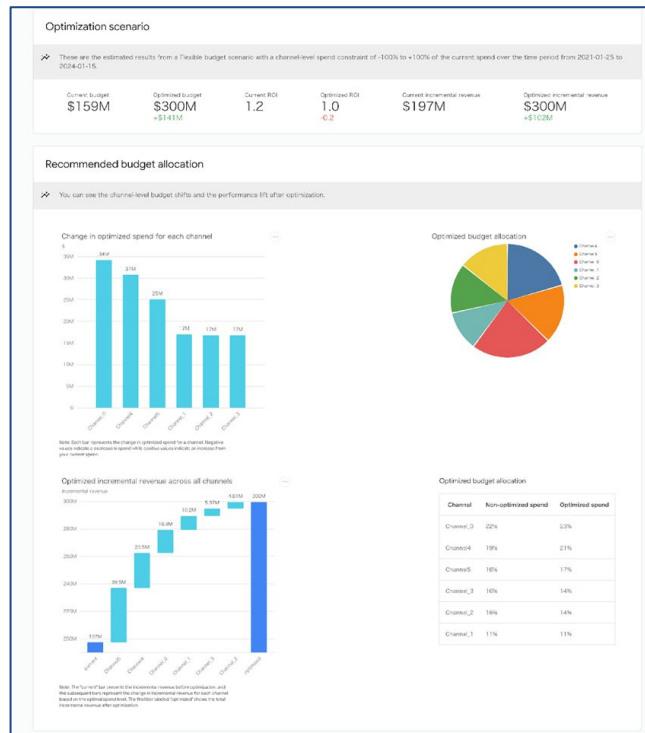
【シミュレーションの例】

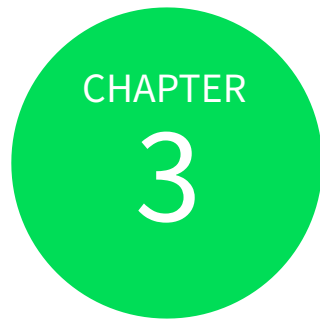
①決められた総予算内でのメディア ア予算配分最適化

- セールスの最大化
- ROIの最小化

②一定以上のROIを維持した場合の セールス最大化

- メディア総予算
- 最適メディア予算配分

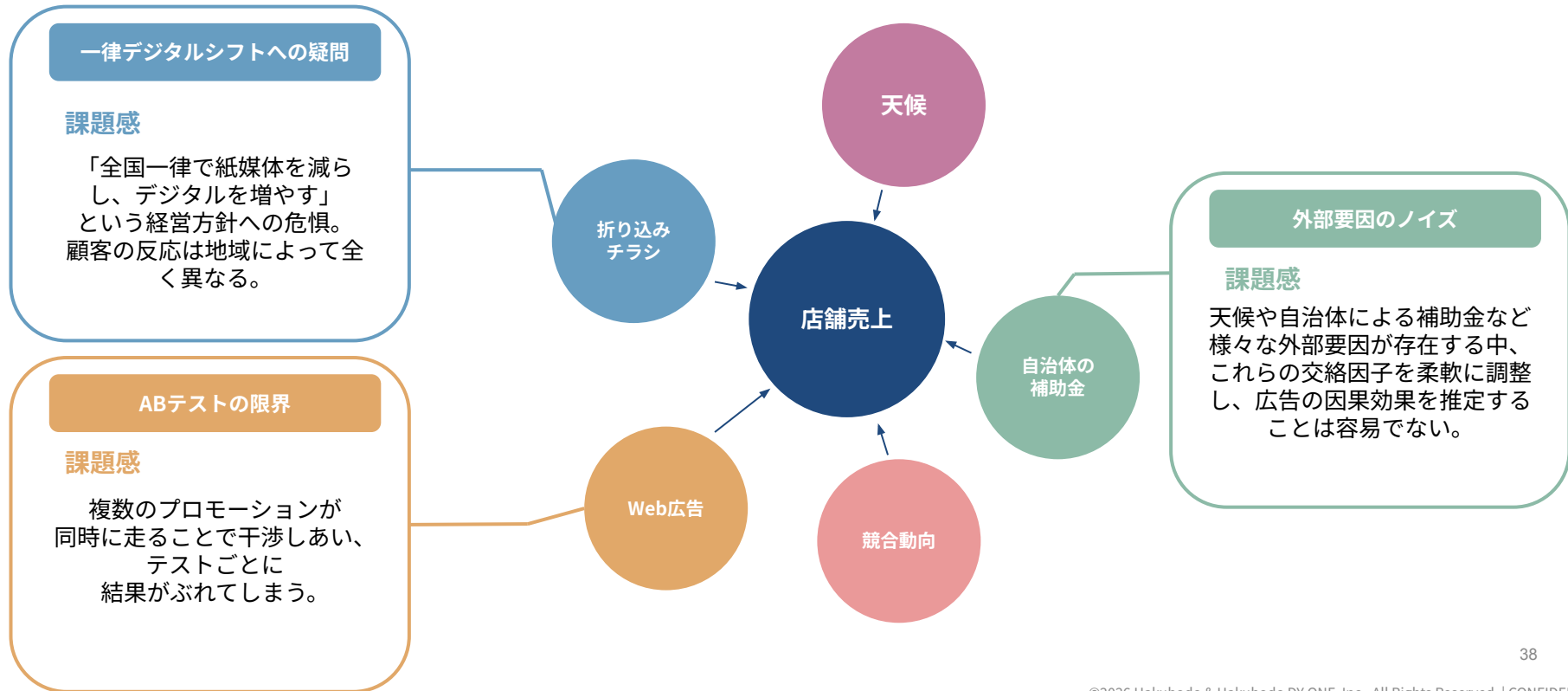




Meridian活用事例

3.1. 株式会社エディオンにおける地域最適化検証-

家電業界では、「外部要因」に売り上げが大きく左右される特性があり、複雑な外部環境のもと、どのようにデータに基づいて投資配分を行うかには大きな課題が。



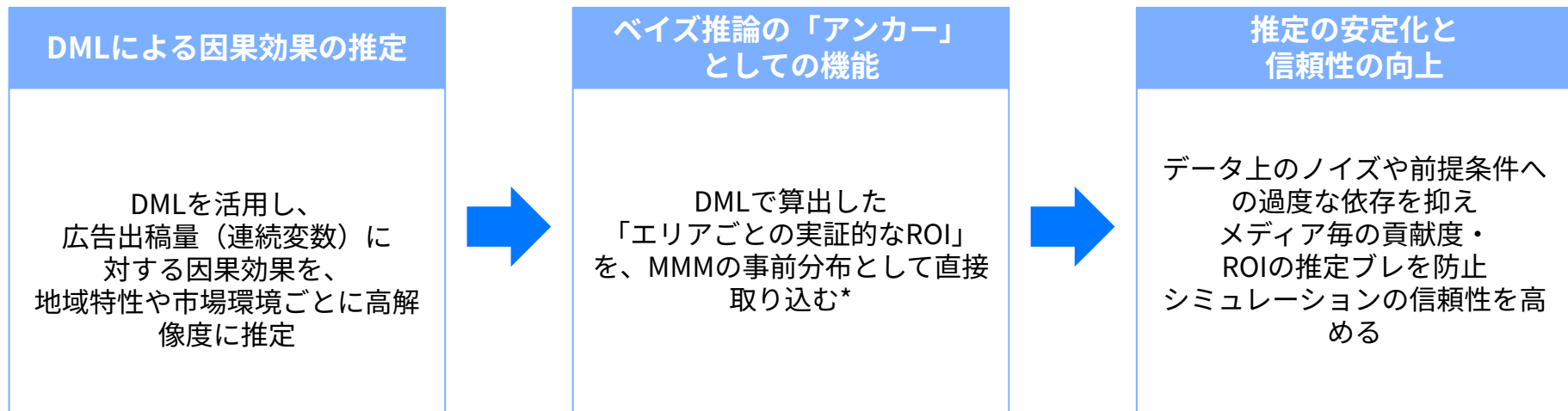
エディオンでの活用案件における地域最適化と販促・広告融合の最適化（打ち手①）

A/Bテストのような局所的アプローチや、通常のMMMが持つ「全国平均の傾向に留まる」という限界を打破。
マクロな全体俯瞰と、市場環境・地域差に応じたミクロな条件付き最適化を同時に実現する、
ハイブリッドな評価手法を確立。

	従来の手法 (A/Bテスト等)	通常のMMM	MMM×Casual ML
評価の視点	局所的・ミクロ	全体的・マクロ (平均的傾向)	全体俯瞰＋条件付き (ハイブリッド)
外部要因への対応	弱い (同時実施によるノイズに影響 されやすい)	強い (全体俯瞰に優れている)	極めて強い (DMLによるバイアス除去)
地域性の把握	困難 (テストごとに結果が変動)	弱い (全国平均の傾向に留まる)	解像度が高い (条件付き平均処置効果 ：CATEの算出)
結論	再現性と正確性に課題	マクロな予算配分の方方向性には 最適	地域や市場環境の違いに応じた ミクロな最適化が可能に

エディオンでの活用案件における地域最適化と販促・広告融合の最適化（打ち手②）

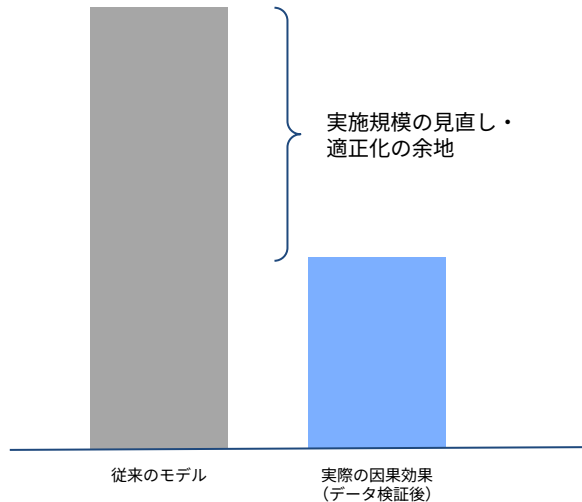
因果機械学習（DML）によってノイズやバイアスを極限まで排除した「エリア別の実証的ROI」を算出。
これをMeridian（ベイズ推論）の事前分布にアンカーとして注入することで、
データ前提への過度な依存を抑え、シミュレーションの信頼性を最大化。



*実際には、①DMLにより地域別のROIを推定し、②地域別の各メディアROIデータにより地域をクラスタリングしたうえで、
③各地域クラスタごとにモデルを作成し、その際にMeridianのROI priorにクラスタ内地域の平均ROIを設定

実際の結果では、投資効率に4倍以上の地域差があることが判明。
エリアと施策の最適な組み合わせが特定できることで、マーケティング施策全体の最適化を可能に。

データに基づく紙媒体の実施規模の適正化



メディア効果の地域差を分析・定量化

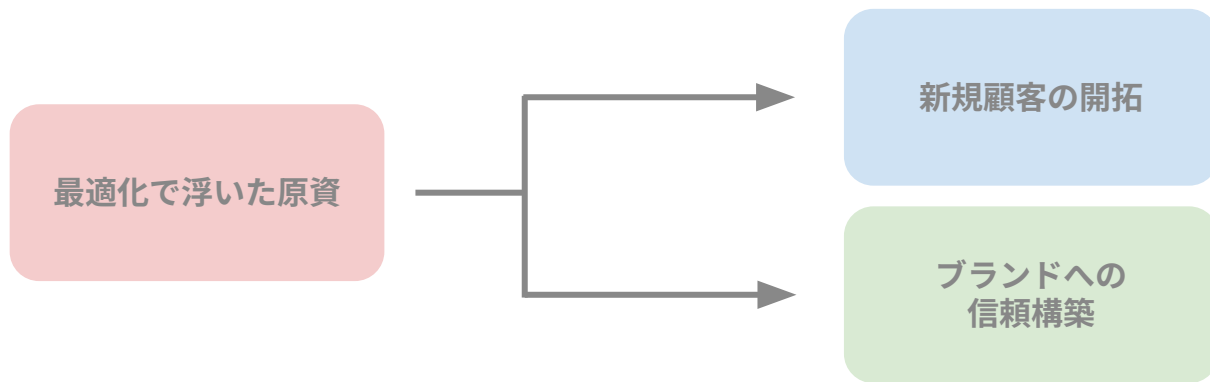


長年の注力販促であったDMにおいて、エリアごとに投資対効果のばらつきがあることが可視化された

一律のデジタルシフトではなく
「紙が有効な地域」「デジタルシフトすべき地域が鋭角に
分かれる結果となった」

※画像はダミーデータのイメージとなります

Meridianでのメディア投資最適化をもとに、
投資配分の適正化から価値を創出する「真のマーケティング変革を」。



投資配分の適正化から 「将来への戦略的再投資」へ

マーケティング投資配分の適正化によって
創出されたリソースを、
将来にわたって長くご利用いただける
新規のお客様へアプローチする原資として戦略的
に再投資。

価格訴求の前提となる「信頼」

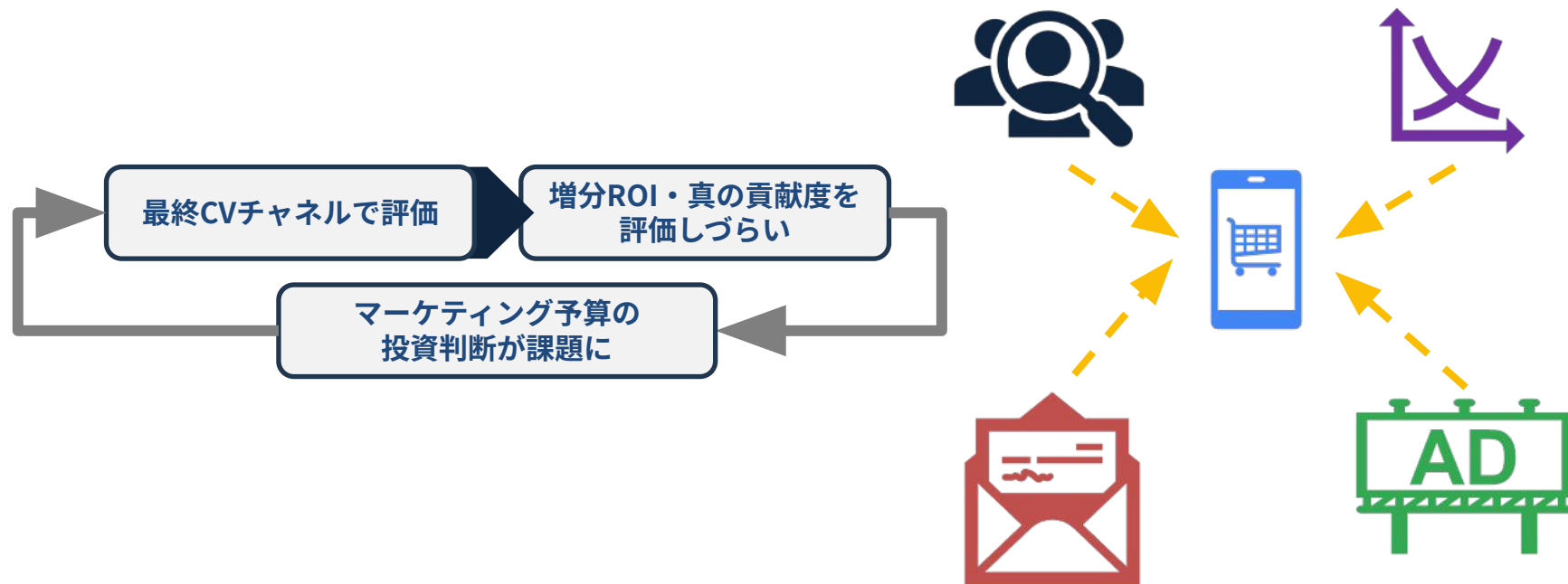
値引きキャンペーンは
ブランドへの信頼前提での施策であるため、
短期的な効率ではなく
中長期のコミュニケーション基盤の構築へ視点を
移す。

3.2. 台湾の健康食品ブランドにおけるコンバージョン最適化検証

多チャネルマーケティングの効果評価&コンバージョン最適化検証

台湾の健康食品（以下、同社）ブランドではオンライン広告、各種施策、DM、SMSなど、多様かつ網羅的にマーケティングチャネルを展開。

一方で、チャネルが多岐にわたるからこそ、各チャネルの真の効果を正確に把握することが大きな課題となっていた。



同社のビジネスモデルと評価ニーズを踏まえ、台湾DACでは3つの論点から検討を開始。
「Meridian」を活用してインサイトを抽出し、同社のビジネスモデルの方向性に新たな視点を提供。

CPA

従来の主要評価指標
直接的だが十分に精緻では
ない

ROI

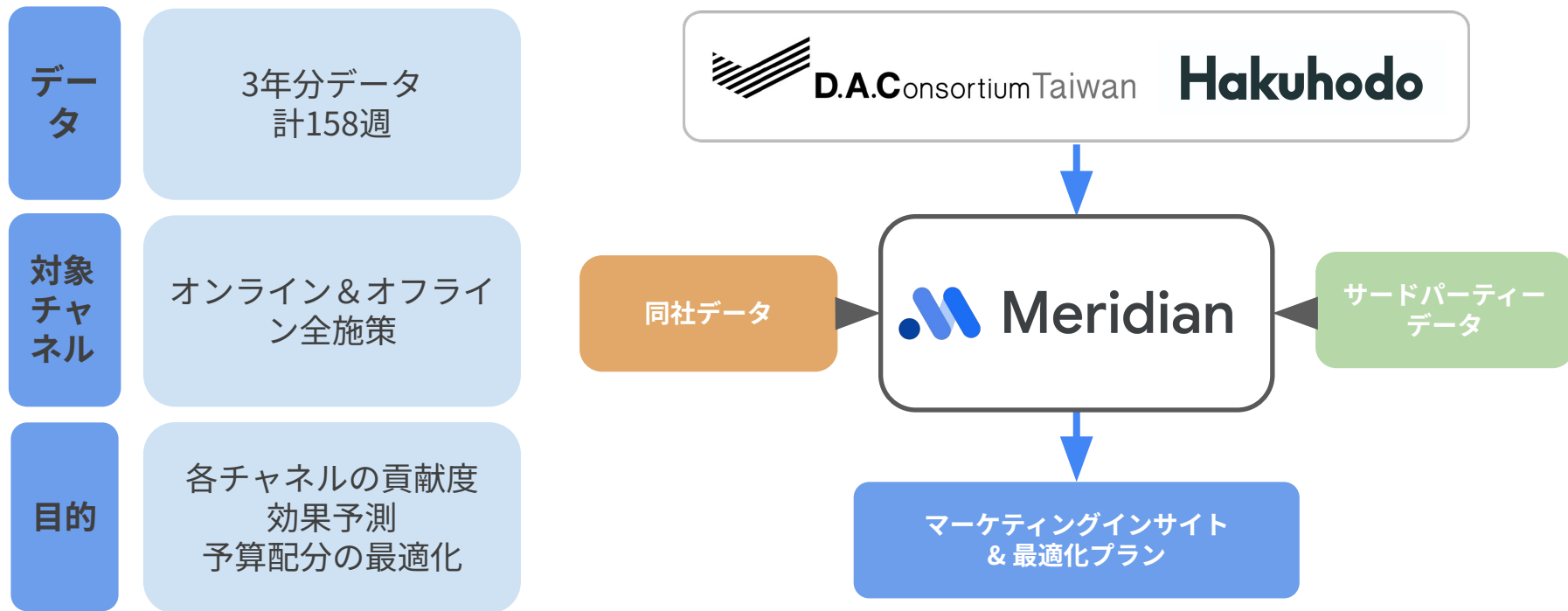
「高い＝追加投資すべき」で
はなく
成長余地の評価が必要

飽和

既存の評価フレームでは
定量評価が難しい

多チャネルマーケティングの効果評価&コンバージョン最適化検証

3年分の実際のマーケティングデータと成果データを集約し、内外部の影響要因を含む多様な第三者データも統合。Meridianを通じて分析モデルを構築し、真のマーケティング貢献がどこから生まれているのかを評価した。



多チャネルマーケティングの効果評価&コンバージョン最適化検証

モデル分析を通じて、各媒体タイプの貢献度、伸長ポテンシャル、強み・弱みを把握。その結果をもとに、クライアントの目的に応じた予算配分の最適化案と、マーケティング投資の高度化戦略を策定した。



YouTube

従来型TVと比較しても
遜色なし



Search & Display

用途が多様
補完的に活用



従来型TV

獲得単価が高く
効果判定が難しい



SNS

獲得成果が安定
戦略上の有効手段

従来の
経験判断

分析後
インサイト

今回の予算規模において、ROIポテンシャルが従来のTVに匹敵

ROIが安定し、飽和度が低くリーチも広いポテンシャルが高い

重要な大規模上位ファネル基盤
予算規模によっては飽和度が高まる

安定した獲得効果が見込める一方、クリエイティブの継続的な更新が効果維持の鍵

MeridianモデルではAdstockやHill関数を考慮するため、ビジネス目的に合わせた複数の投資配分シミュレーションが可能となり、今後のマーケティングにおける不確実性とリスクを大きく低減できる。

総予算据え置き

Meridian推奨配分

注文数10%以上の増加
CPA約10%の改善が期待できる

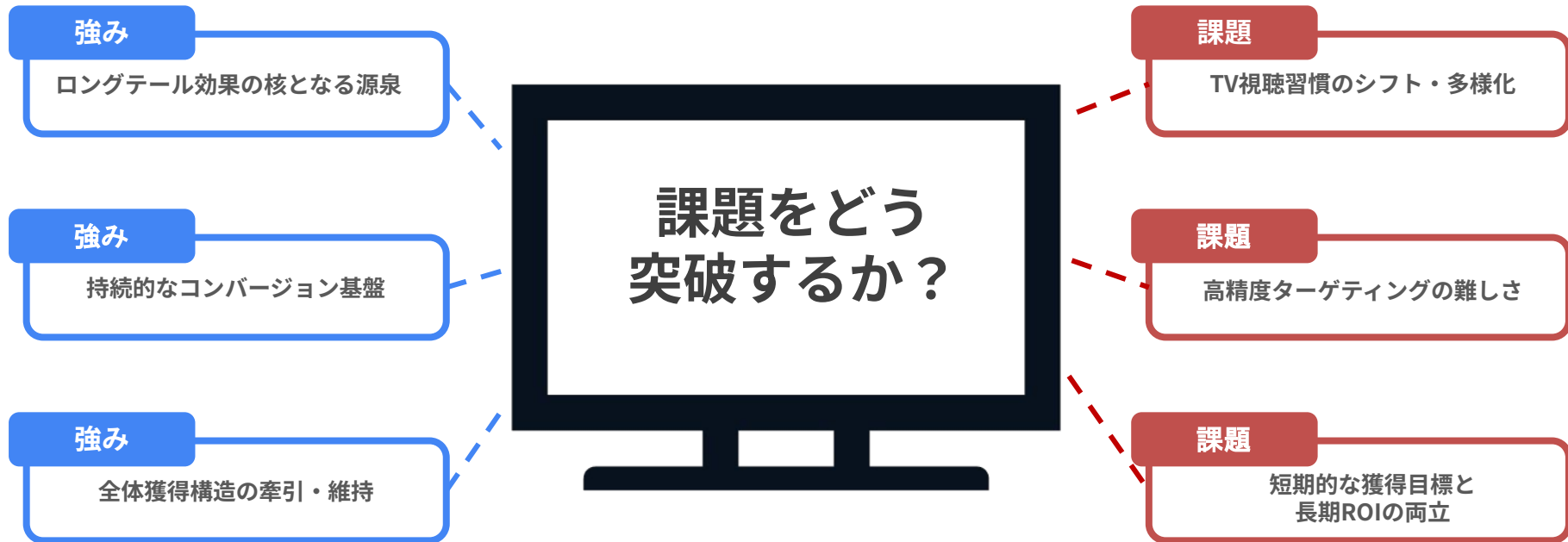
総予算20%増額

Meridian推奨配分

注文数約30%増加
CPAが約10%改善するが期待できる

多チャネルマーケティングの効果評価&コンバージョン最適化検証

【分析インサイト】TVCの長尺動画はロングテール（長尾）効果を高め、事業収益に大きく寄与。
【今後の課題】メディア競争が激化する中、配信精度の向上と予算効率の最適化をいかに両立させるか。



多チャネルマーケティングの効果評価&コンバージョン最適化検証

解決策として、Meridian分析でポテンシャルが確認されたYouTube × Google Searchの組み合わせ戦略を検討。
TVCで培ったノウハウをYouTube広告で活かす方法をブランド向けに設計。

長尺動画が有効

長尺動画の有効性を
YouTubeに活用し、効果を最大化

ユーザー習慣の
変化

CTVリーチへ展開し、
精緻・制御可能・効果的に配信

Google
Search & Display

多様な面でユーザーを包囲し、
低コストで補完

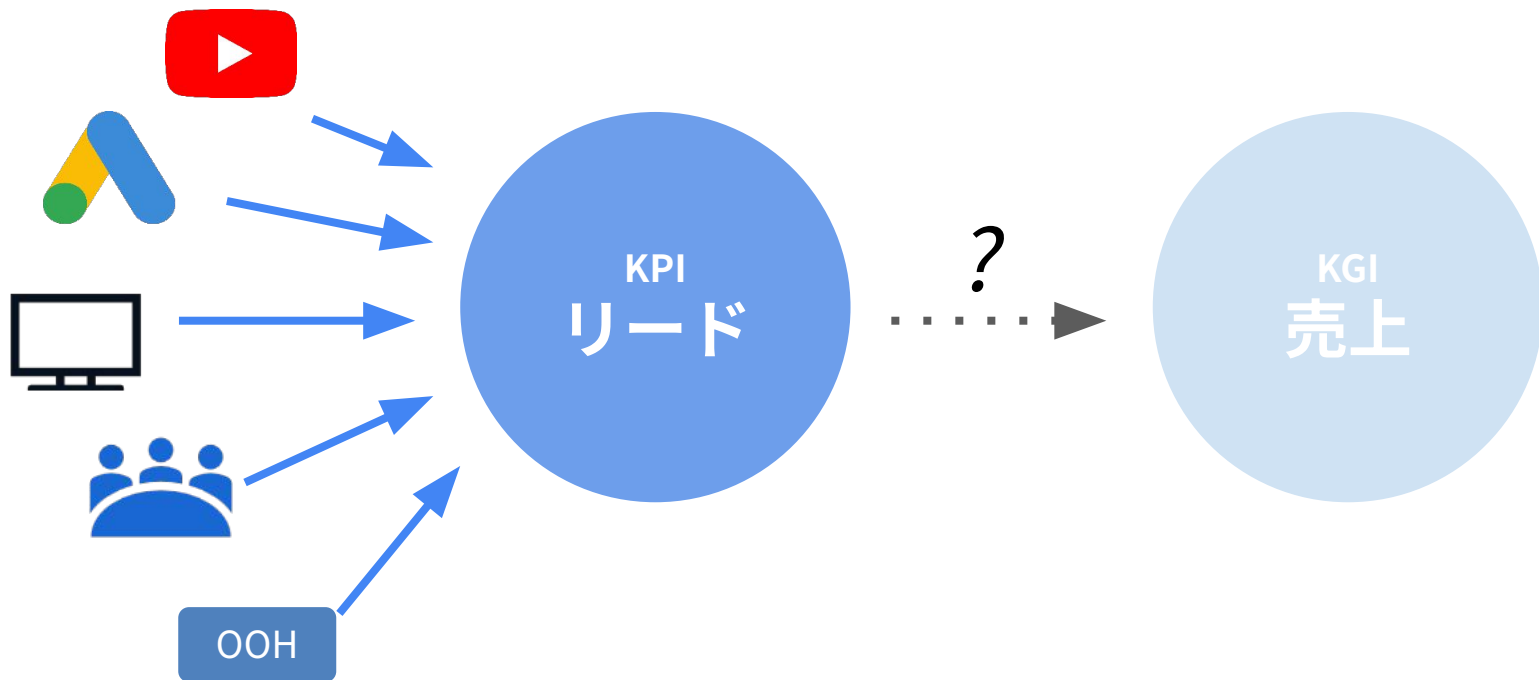


3.3. タイ金融・保険会社 Ngern Tid Lor

適切なKPIを選定し、現実の制約に即したシミュレーションを構築

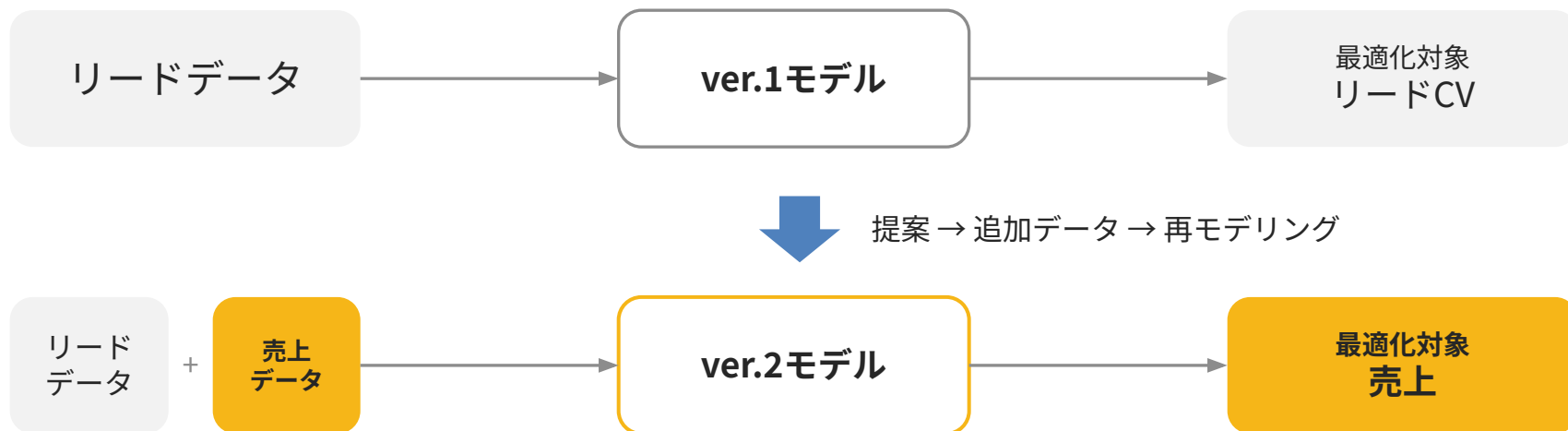
課題：デジタルで計測可能な指標だけでは、モデル精度を高められなかった

Ngern Tid Lorは、オフライン（TV）とデジタルを含む複数の広告チャネルを運用。
初期のMeridianモデルでは「リード数」を目的KPIとしていたが、
この代替指標は事業成果と十分につながっておらず、精度にも限界がある。



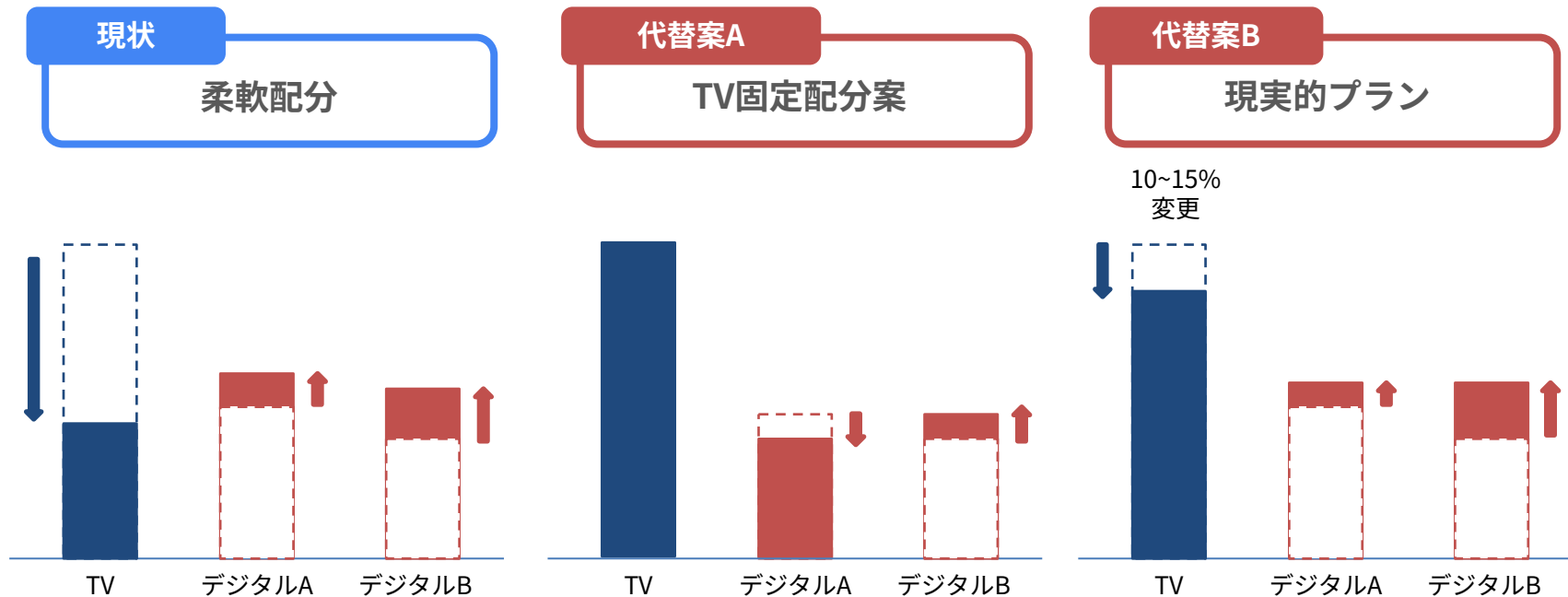
アプローチ1：リードから売上へ

精度の低い代替指標に留まるのではなく、事業により近いKPIを軸にモデルを再構築。
ver.1（リード）からver.2（売上）へ移行することで、実際に事業成果を生み出す要因に沿った示唆へと変化。



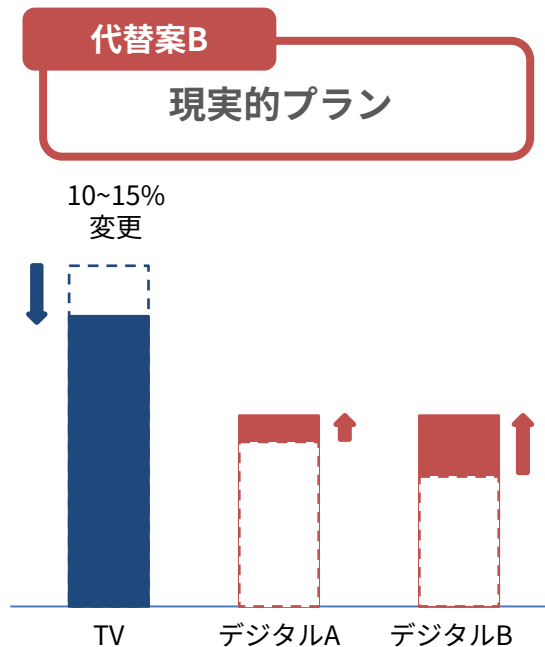
アプローチ2：現実の制約に即したシミュレーション

理論上の最適解だけでなく、契約・組織の制約条件に合わせた現実的な3パターンをシミュレーション。



結果：総予算を増やさずに、配分見直しの余地が明確に

全シナリオ共通で過剰投資チャネルからの予算再配分が有効と判明。
総額を変えずに売上の上振れ効果を定量化。



売上8%成長見込み

※総予算は変更せず、TV予算を現実的な範囲内で調整した場合

示唆：Meridian活用において本事例が示すこと

成果を左右するのはツールの導入ではなく「使いこなし」。
適切なKPI設計・継続的な精度向上・現場の実行可能性の3点が成功の鍵となります。

適切なKPI設計

継続的な精度向上

現場の実行可能性

CHAPTER

4

よくある質問

Q

活用できるデータが1年半しかないのですがそれでも分析できますか？

A

お持ちのデータ期間での実施可否も含めてご相談ください。

データを日別にする等の対応でデータポイントを増やす等での対応が考えられます。

Q

Meridianで設定する目的変数は、どのレベルの粒度（SKU、特定商品、ブランド、カテゴリー全体など）で分析するのが良いでしょうか？

A

目的変数のデータ期間（週数）が十分に確保できていれば、様々な粒度で分析が可能です。

ただし、粒度を細かくしすぎるとデータ不足や広告との連動性の薄さが生じやすくなるため、まずはビジネス全体の傾向を捉えやすいまとまった単位で目的変数を設定することをおすすめしております。

※適切な粒度はデータの揃い方や分析目的によって異なります。

候補データを共有いただければ、博報堂DYグループ側でデータ量を事前にチェック・基礎分析し、最適な分析粒度をご提案することも可能です。

Q

目的変数は、売上だけでなく、サイトアクセスなどの中間KPIのような指標でも分析可能ですか？

A

データ期間（週数）が十分に確保できており、かつアクチュアルデータであれば分析可能です。

推計値やアンケートデータ等は精度が下がるため、実際のトラッキングデータ等の使用を推奨します。

お手元の指標が活用できるか迷われる場合は、博報堂D Yグループ側で事前にデータの適性を確認しますのでご相談ください。

Q

広告のクリエイティブ（素材・訴求）別に効果を推定・可視化することはできますか？

A

可能です。

ただし、複数のクリエイティブが「同じタイミングで、同じような配信推移」となっている場合は注意が必要です。動きが酷似していると、統計モデルが「どちらの素材が効果を出したのか見分けられなくなる（多重共線性）」ため、クリエイティブ別の分離が困難になります。

データをお預けいただければ、博報堂側で効果の分離が可能かどうかを事前にチェックし、最適な可視化の単位をご提案します。

Q

予算配分最適化シミュレーションの際、実務上の柔軟な条件を反映させることはできますか？

A

可能です。

「デジタル広告全体の出稿費は固定したい」、「TVCMの予算は上限〇〇円以内に収めたい」、「特定の媒体は前年維持したい」といった実務的な要請を制約条件として組み込むことが可能です。

Q

出稿費を増額して売上をどこまで伸ばせるかのシミュレーションは可能でしょうか？

A

可能です。

広告は投資規模が大きくなると効果の伸びが鈍化（収穫逡減）する傾向がありますが、Meridianではそういった傾向も加味して、どこまで売上伸長が期待できるかを検証することができます。

卷末

お問い合わせ先

詳細のご質問はこちらまでお問い合わせください。

博報堂 プラットフォーマー戦略局 Meridian担当チーム
meridianteam@hakuodo.co.jp