

Vertex AI で実現:  
購買データ × 約 1 億 ID の人流データ  
による次世代広告ターゲティング

Google  
Cloud  
Next

Tokyo

Proprietary



# 梅田 佑輔

株式会社 unerry  
広告プランニング Manager



# 張 瑞剛

株式会社 unerry  
データ サイエンティスト



# 上野 優人

株式会社 unerry  
データサイエンティスト



# アジェンダ

- 01 会社概要
- 02 次世代広告ターゲティング
- 03 Vertex AI による MLOps
- 04 まとめ

# 01. 会社概要

# ビジネス概要

## リアル行動データ プラットフォーム Beacon Bank



※1...主要モバイルアプリに位置情報技術を提供してユーザ同意の下で蓄積する GPS データ・ビーコンデータ（個人関連情報）4.2 億 ID は最大リーチ可能な ID 数（2024 年 6 月末時点）でユーザ重複あり

# unerry が保有する生活者行動ビッグデータ

## 人流ビッグデータ

合計4.2億IDのGPS・ビーコンデータによる  
屋外と屋内の行動を把握可能な網羅的な人流データ

屋外

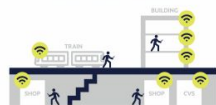
屋外・路面店



GPSでカバー

屋内

ビル内・地下・電車など



Bluetoothビーコンでカバー

ユーザー数

約4.2億IDのアプリユーザー

(120以上のアプリ・特定の個人を識別しない許諾済みデータ)

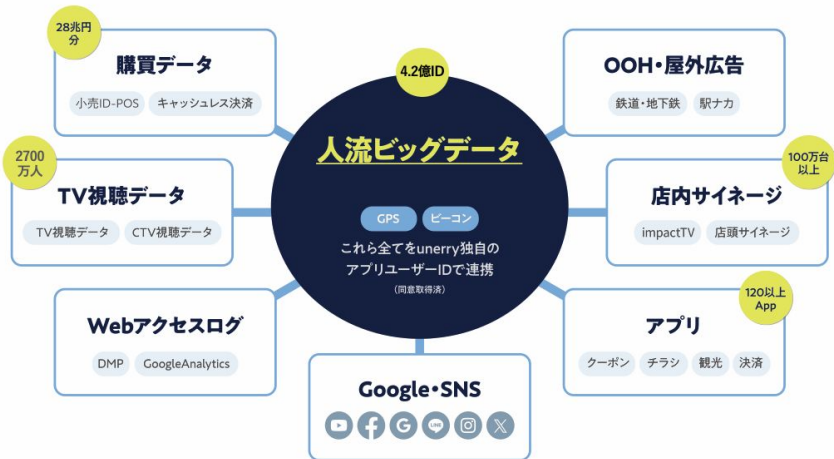
エリア

日本・アメリカ・カナダ

(台湾・韓国・タイ・ベトナム・インドネシア・シンガポール・マレーシアも可)

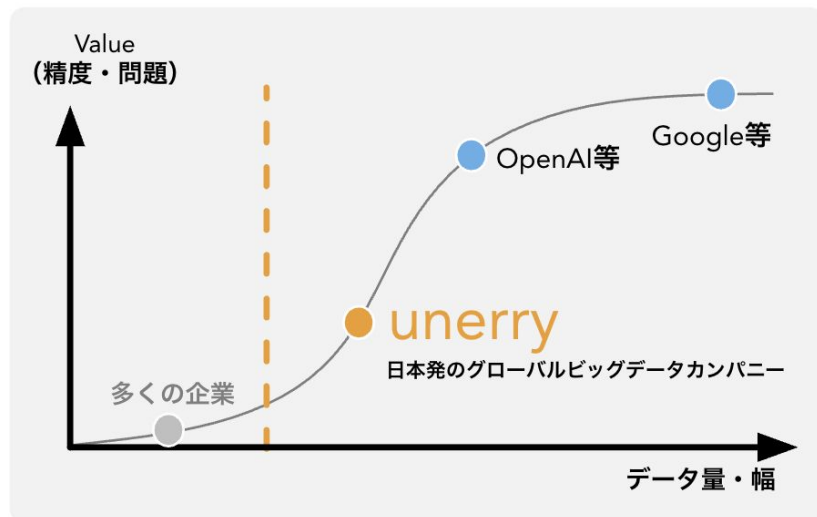
## データ・メディア統合

独自のアプリユーザーIDを核に、さまざまな生活者データと連携・意味付け。  
また、多様なメディアでの統合的なコミュニケーションを実現。

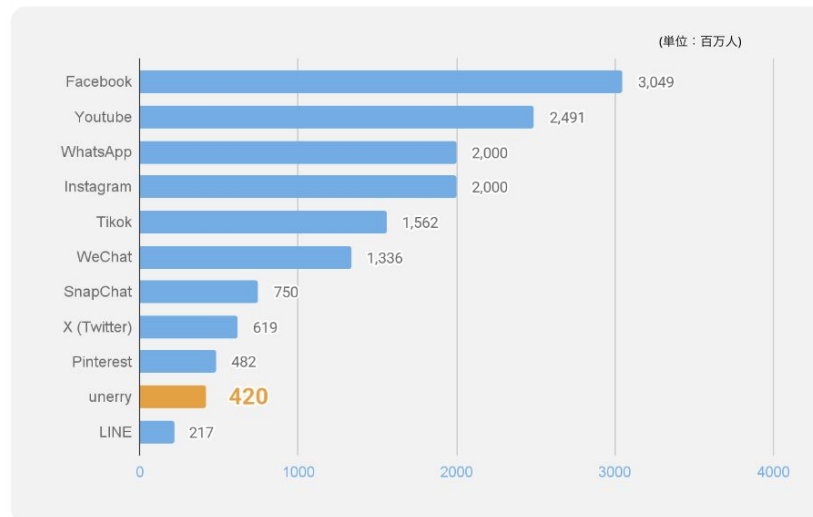


# Global TOP 10 に入る Big Data Company

## ビッグデータ保有による今後の拡大期待



## アクティブユーザー数比較(世界)※1

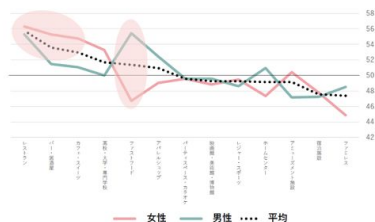


※1 ... Digital 2024: Global Overview Reportからunerry編集。unerry以外は自社アプリ等を利用するアクティブユーザー数、unerryは自社技術が組み込まれている他社アプリ等を通じて取得したデータの2024年1-6月時点におけるアクティブユーザー数

# 分析アウトプット例

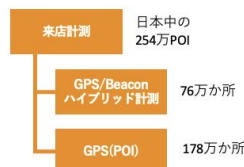
## プロファイリング(行動DNA)

200以上の店舗カテゴリの訪問傾向を  
1ユーザずつプロファイリング



## POI来訪計測 (&混雑推定)

ビルインや地下店舗を含む  
日本全国250万POIの来店・来訪計測をAIで実現

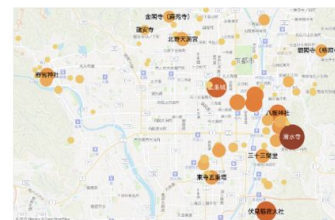


リアルタイム混雑



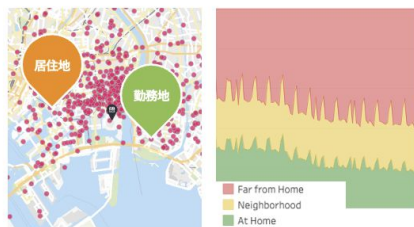
## 建物・スポット間相関

ある施設に行った人が他にどの施設に行っているかを評価し  
施設間の相関係数として定量化



## 居住地・勤務地

夜間の滞在場所を居住地、昼間を勤務地とし、  
出社率推移なども特定



## 移動手段・状況推定

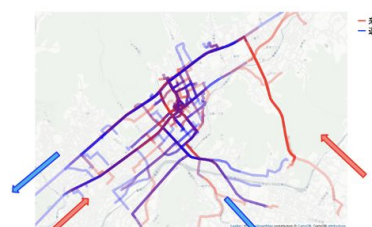
徒歩・自動車・電車などの  
移動手段、日常・非日常を推定



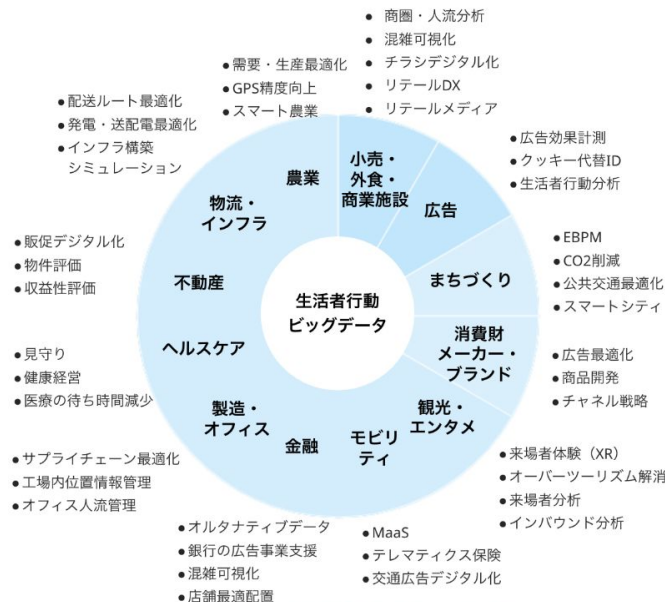
- 交通手段
- ☒ 徒歩
  - ☐ 自動車または自転車
  - ☐ 電車
- 移動目的
- ☐ 日常
  - ☒ 非日常

## 移動経路

道路情報とのマッチングにより、  
徒歩・車での移動経路を識別。



# unerry が実現している世界



## 商業施設

アプリユーザ売上向上

**10% ↑**

## 自動車ディーラー

自動車販売向上

**25% ↑**

## ビールメーカー

ビール日販向上

**33% ↑**

## コンビニエンスストア

少額保険商品昨年対比

**700% ↑**

## 携帯キャリア

来店数向上

**10% ↑**

## レジャー施設

来店客数向上

**2% ↑**

## 飲料メーカー

機能性ヨーグルト売上

**250% ↑**

## アパレル

新店舗集客

**11% ↑**

## ファミリーレストラン

アプリユーザの来店頻度

**250% ↑**

## コスメメーカー

キャンペーン申し込み

**600% ↑**

## ホームセンター

チラシ商品売上向上

**240% ↑**

## スーパーマーケット

アプリユーザの月客単価

**16% ↑**

**unerry のヒトとサービス が支えています**

# グローバル インフラへ

## 差別化ポジション

多くのメガプレイヤーは  
自社ユーザに対する  
垂直型プラットフォーム  
を構築

SNS  
サービス

垂直型  
↓

携帯  
キャリア

垂直型  
↓

プラット  
フォーマー

垂直型  
↓

メディア  
アプリ

垂直型  
↓

小売・外食  
アプリ

垂直型  
↓

EC  
サービス

垂直型  
↓

...

全プラットフォームと連携し、  
多くの事業者から当たり前のように使われるグローバルデータインフラを構築

「電気・ガス・水道・unerry」

# ビジネス概要

## リアル行動データ プラットフォーム Beacon Bank

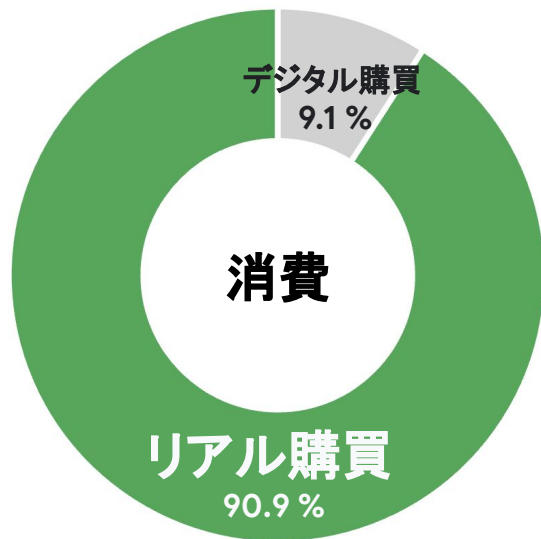


※1...主要モバイルアプリに位置情報技術を提供してユーザ同意の下で蓄積する GPS データ・ビーコンデータ（個人関連情報）4.2 億 ID は最大リーチ可能な ID 数（2024 年 6 月末時点）でユーザ重複あり

## 02. 次世代広告ターゲティング

# 消費の 9 割はリアル

リアル購買を促進させることはデジタル購買よりもインパクトが大きい



# 対象の広告シナリオ

メーカーが商品の販売促進のために購買見込みのある層に広告を打つ

広告主



**メーカー**  
(スーパーやコンビニなどの  
小売店舗に陳列される商品を製造)

目的



**販売促進**  
(≠ 広告宣伝)

ターゲット



**購買見込み層**  
(≠ 不特定多数)

# unerry の広告サービス

人流 / 提携購買データで選定したターゲットに広告配信してリアル購買を促進



人流データ



店舗日常利用者



提携購買データ



類似商品購買者

YouTube

Google Ads

# 従来ターゲティング手法の課題

「配信ボリュームの担保」と「購買パフォーマンスの最大化」の 2つの課題があり、  
両方を解決することは難しい

|    |               | 人流データ | 提携購買データ |
|----|---------------|-------|---------|
| 課題 | 配信ボリュームの担保    | ○     | ×       |
|    | 購買パフォーマンスの最大化 | ×     | ○       |

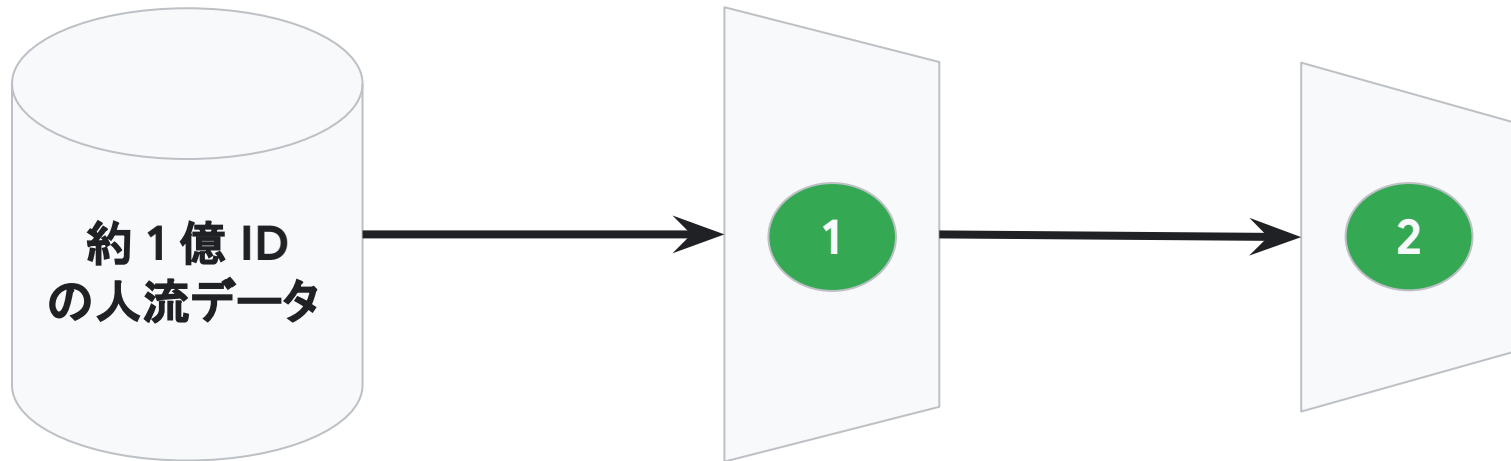
# 次世代広告ターゲティング

人流データと提携購買データを掛け合わせることで両方の課題を解決

|    |               | 人流データ                                                                             | 提携購買データ                                                                             | 人流 × 提携購買データ                                                                        |
|----|---------------|-----------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|
| 課題 | 配信ボリュームの担保    |  |  |  |
|    | 購買パフォーマンスの最大化 |  |  |  |

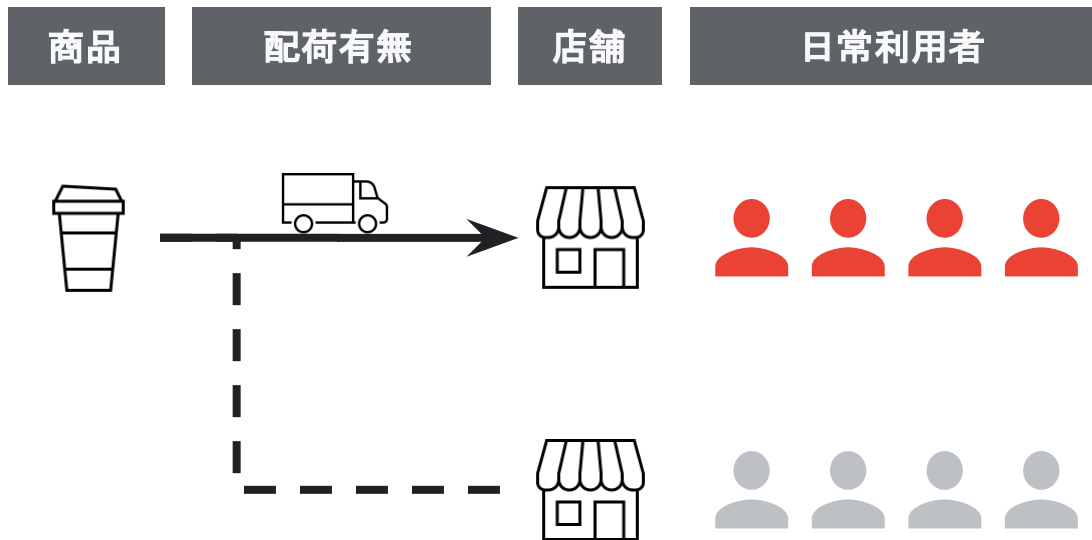
# ターゲティングの全体像

約 1 億 ID から独自の 2 つのプロセスでターゲットを選定して、  
「配信ボリュームの担保」と「購買パフォーマンスの最大化」を実現



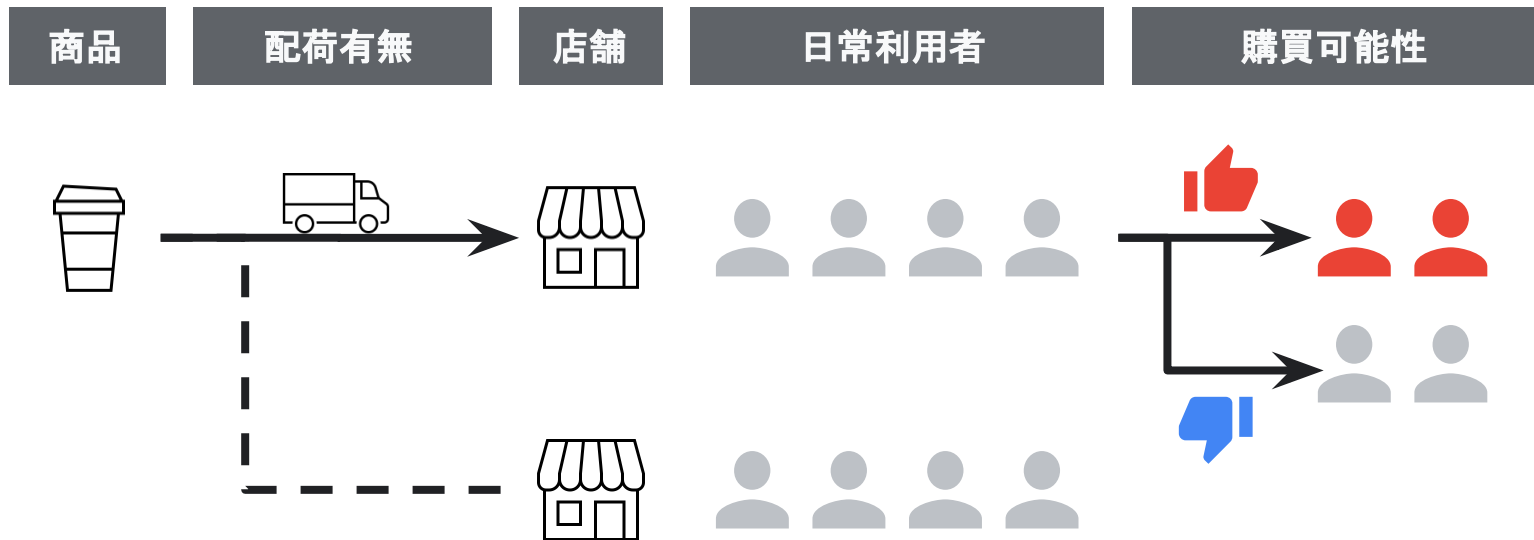
# ① 商品が配荷されている店舗への来訪

人流データから、商品を販売している店舗の日常利用者に絞り込む



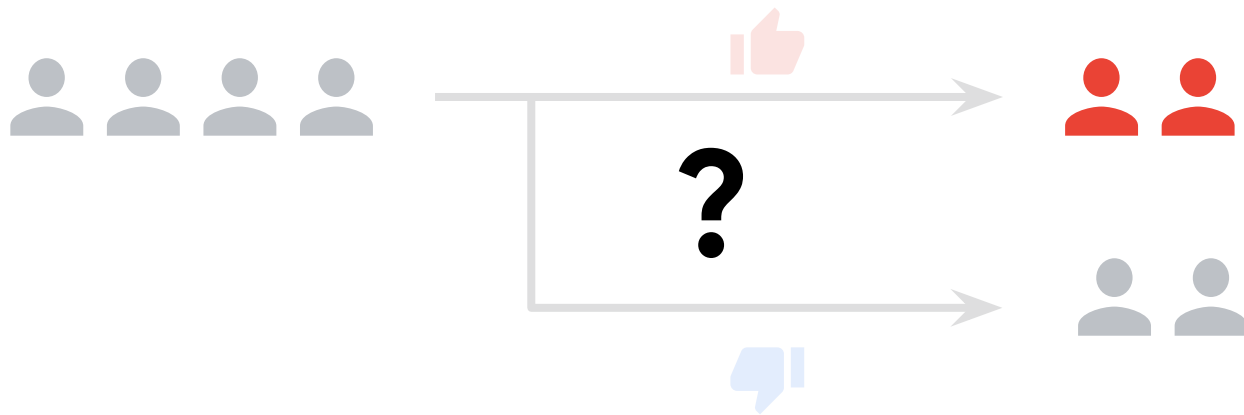
## ② 購買可能性の高さ

人流データから、商品を購入する可能性が高いユーザーに絞り込む



## ② 購買可能性の高さ

人流データから商品を購入する可能性を推定することは可能なのか？



# 人流データから作成できる特徴量の例

ユーザーが来訪する場所と頻度がわかる



グルメ

ラーメン屋 / 週 1 回

カフェ / 週 1 回

エンタメ

野球場 / 年 3 回

映画館 / 年 3 回

ショッピング

ゴルフ用品店 / 月 1 回

子供服専門店 / 月 1 回



# 購買特性と行動特性の関係

事前分析から購買と行動の関係性は大きいという仮説がある

購買商品



ベビー用品

行動特性



大型商業施設

年間来訪回数

全体平均 **+30%**



居酒屋

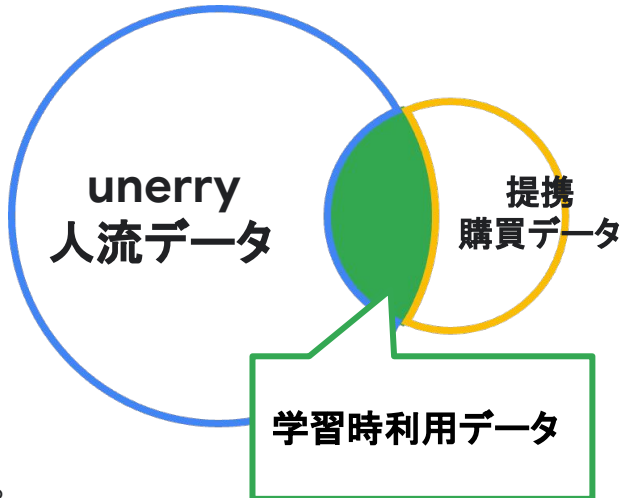
年間来訪回数

全体平均 **-25%**

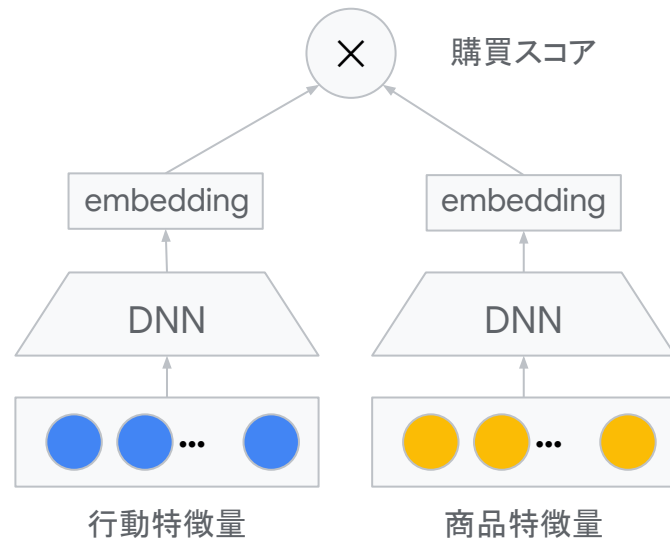
# 人流 × 購買データによる購買予測モデル

行動特徴量と商品特徴量の関係性を学習して購買スコアを推定

データ

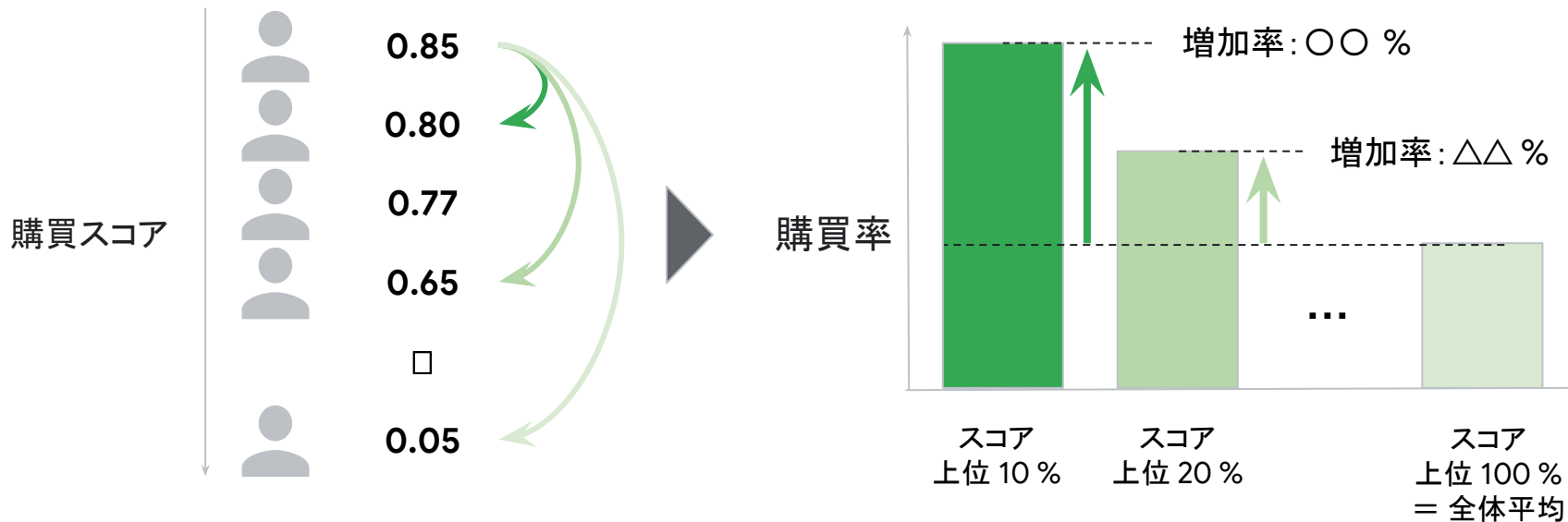


アルゴリズム



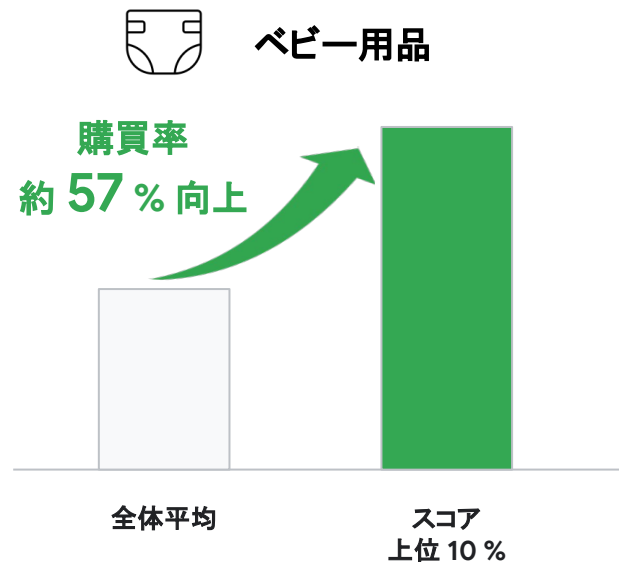
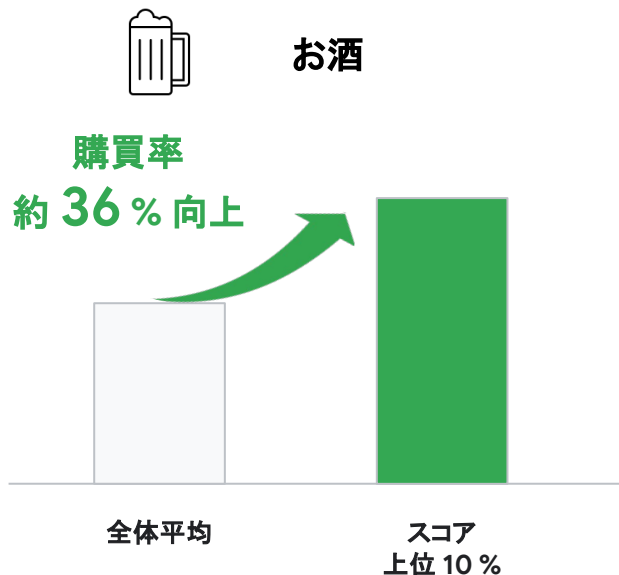
# 評価指標

購買スコアの上位 N % の購買率と全体平均を比較する



# 予測精度

ビジネスに大きなインパクトをもたらす精度を達成した

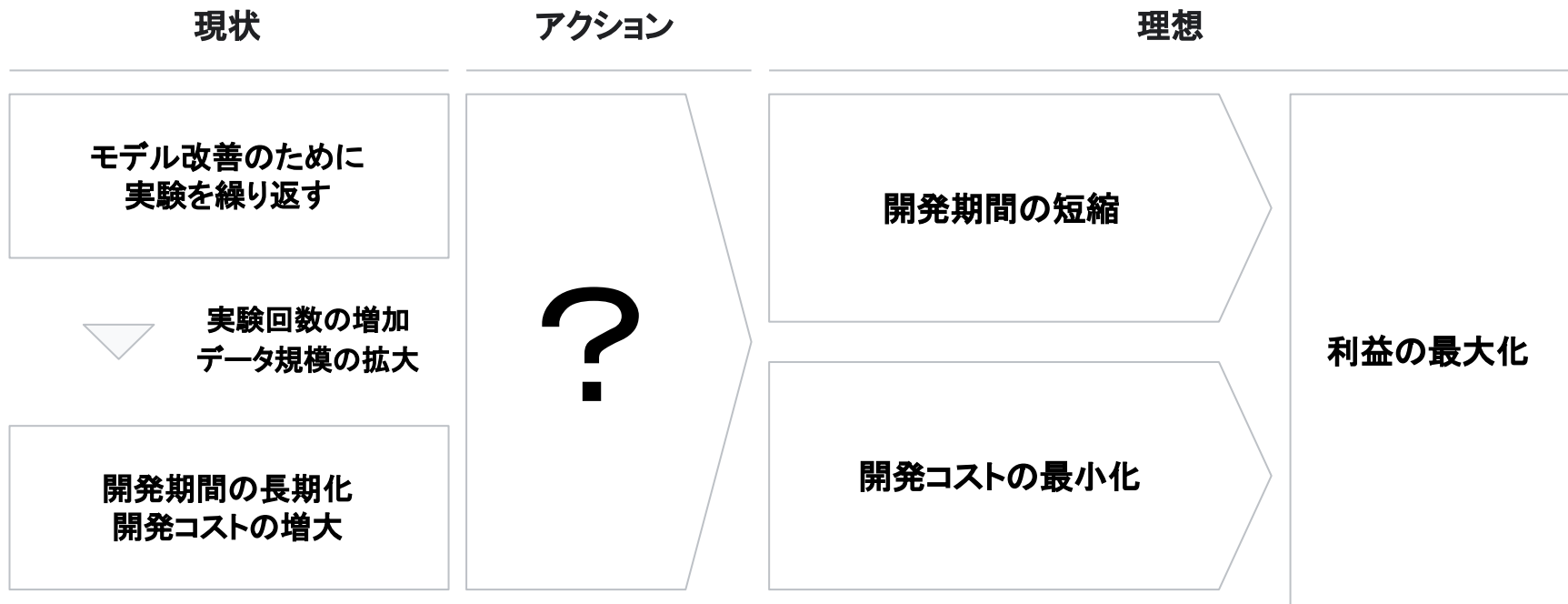


# 03. Vertex AI による MLOps

# モデルの改善フェーズにおける課題

- ① 開発期間の長期化・開発コストの増大
- ② Biz と Dev の壁

# ① 開発期間の長期化・開発コストの増大



# Vertex AI Pipelines

「開発期間の長期化・開発コストの増大」という課題を解決

## パイプラインの構成例

### パイプライン

BigQuery から特徴量抽出



前処理



モデル学習

## Vertex AI Pipelines の特徴

並列実行

キャッシュ

コンポーネント単位のマシン選択

# 並列実行



## Vertex AI Pipelines

### パイプライン

BigQuery から特徴量抽出



前処理



モデル学習

モデル学習

ハイパー パラメータなど複数の条件のモデル学習を並列実行できる

→ 開発期間の短縮

# キャッシュ



## Vertex AI Pipelines

### パイプライン

BigQuery から特徴量抽出



前処理



モデル学習

コード修正

コードの変更に影響のないコンポーネント  
はキャッシュを利用できる

- 開発期間の短縮
- 開発コストの最小化

# コンポーネント単位のマシン選択



## Vertex AI Pipelines

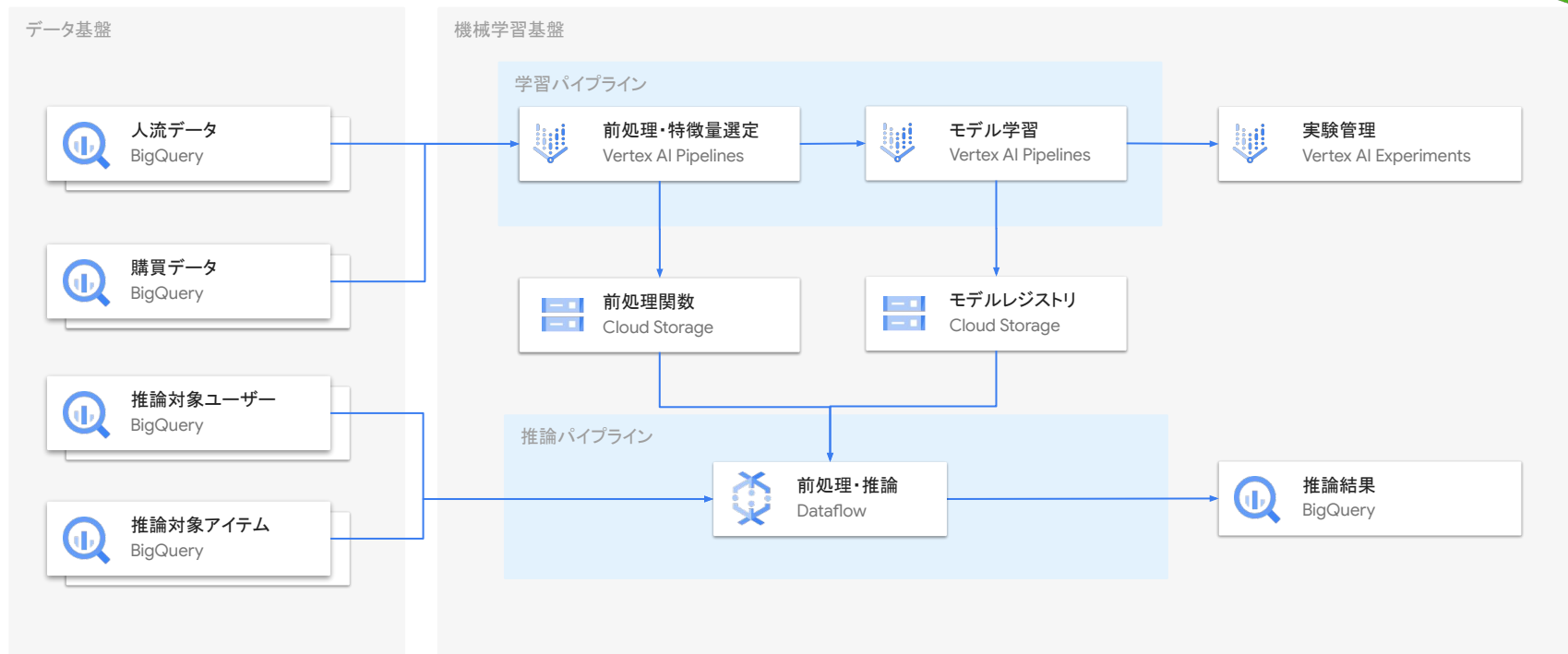
### パイプライン



コンポーネント単位で適したマシンを選択できる  
(例: 学習コンポーネントでは GPU を使う)

- 開発期間の短縮
- 開発コスト最小化

# アーキテクチャ



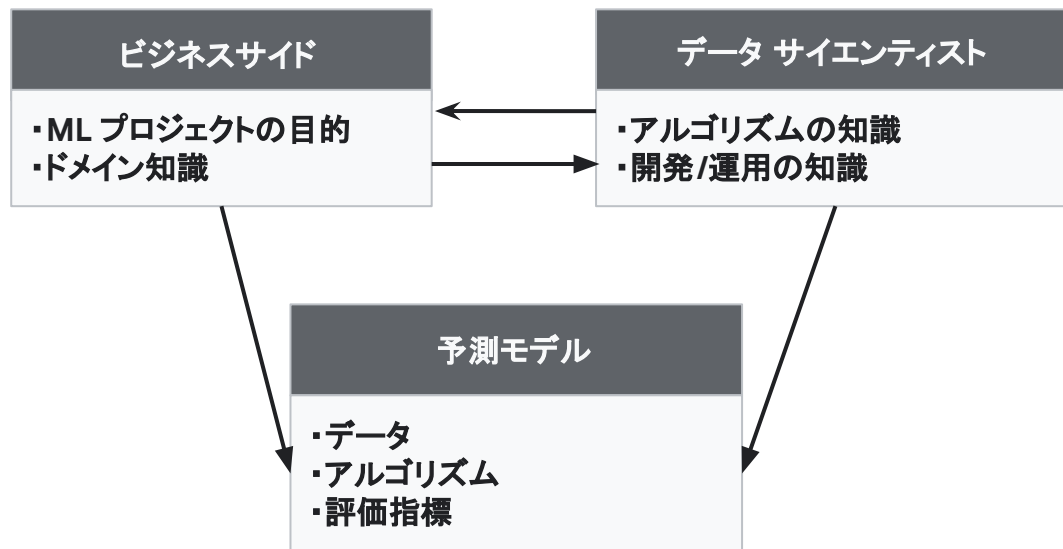
# モデルの改善フェーズにおける課題

① 開発期間の長期化・開発コストの増大

② Biz と Dev の壁

# Biz と Dev の協働の重要性

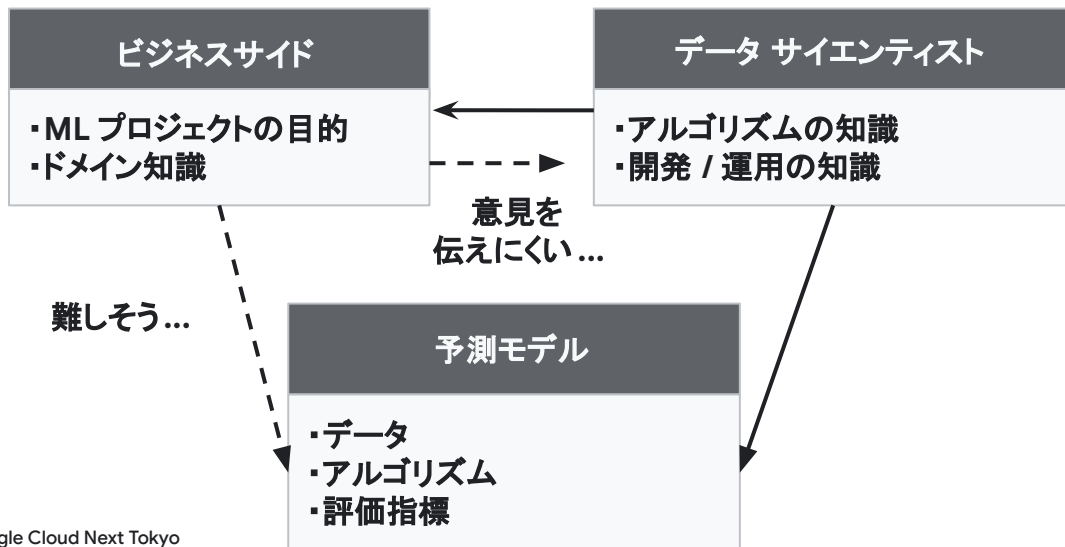
ビジネスサイドが持つドメイン知識やプロジェクトの目的といった情報は  
モデル改善フェーズにおいても必要不可欠である



# Biz と Dev の壁と打開策

技術的な内容も視覚情報とともにシンプルに伝えることで議論が活性化する

## Biz と Dev の壁



## 打開策 (Solution)

視覚情報とともに  
シンプルに伝える

# Vertex AI Experiments

Vertex AI Experiments を利用することで実験条件・結果等を可視化でき、  
従来の方法よりも作業時間が大幅削減される

## 従来: スライド / ノートブック

### 可視化

予測精度のグラフ等をコードで可視化して、出力をコピー & ペースト

### 管理

手動で管理 → バラバラになりがち

## Vertex AI Experiments

コード内で定義した数字・言葉・グラフ等はダッシュボードに **自動反映**  
※ **Vertex AI TensorBoard** を利用

プロジェクト単位で **自動管理**

# Vertex AI TensorBoard による可視化の例

The screenshot displays the Vertex AI TensorBoard interface. At the top, there's a navigation bar with tabs: SCALARS, HISTOGRAMS, DISTRIBUTIONS, HPARAMS, TEXT, IMAGES, and GRAPHS. The 'IMAGES' tab is highlighted with a green box and a callout bubble stating '図の登録もできる' (You can also register images). Below the navigation bar, there's a section for 'Runs' with a filter regex and two runs listed: 'feature-v1-algorithm-v1-metrics-v1' and 'feature-v1-algorithm-v1-metrics-v2'. A green box highlights the 'Runs' section, with a callout bubble stating '複数の実験ケースを一元管理' (Manage multiple experiment cases in one place). The main content area shows a 'Case Detail' view for 'tag: Case Detail'. It includes a 'step 0' section with a list of items: '何を予測したか? (目的変数)', 'どんなデータを使ったか? (説明変数)', and '予測結果をどのように評価したか (評価指標)'. A callout bubble points to this section, stating 'Markdown でテキストの記載も可能' (Text can also be recorded in Markdown). The 'Case Detail' view also shows a 'TOGGLE ALL RUNS' button and an 'experiment purchasing-prediction-4' label.

Vertex AI TensorBoard

SCALARS HISTOGRAMS DISTRIBUTIONS HPARAMS TEXT IMAGES GRAPHS

図の登録もできる

Enable Markdown

Runs

Write a regex to filter runs

☒ feature-v1-algorithm-v1-metrics-v1

☒ feature-v1-algorithm-v1-metrics-v2

TOGGLE ALL RUNS

experiment purchasing-prediction-4

Case Detail

tag: Case Detail

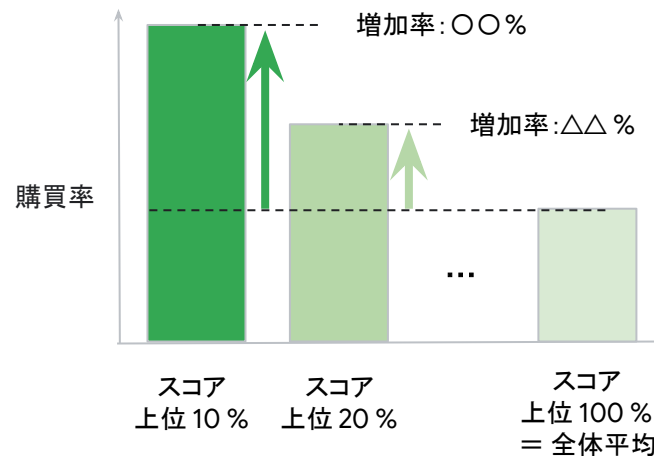
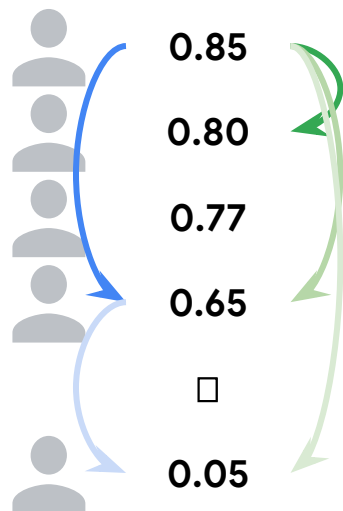
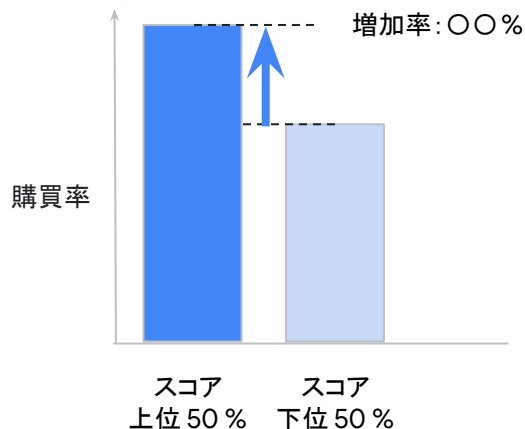
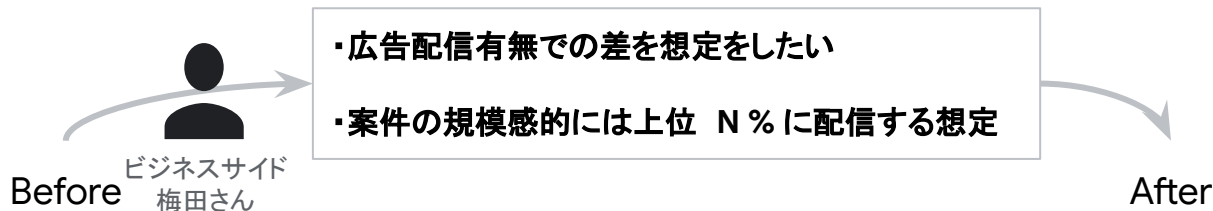
step 0

- 何を予測したか? (目的変数)
  - 購買有無
- どんなデータを使ったか? (説明変数)
  - ユーザー特徴量
    - ~~~~
    - ~~~~
  - アイテム特徴量
    - ~~~~
    - ~~~~
- 予測結果をどのように評価したか (評価指標)
  - 手順
    - テストユーザーに対して任意の商品に対する購買スコアを付与する
    - テストユーザーに対して選んだ商品のテスト期間での購買有無を調べる
    - 購買スコアが高い上位50%と下位50%のユーザーで購買率を比較する
      - 例) あるお酒に対して
        - スコア上位50%のユーザー → 購買率: 20%

Markdown でテキストの記載も可能

複数の実験ケースを一元管理

# モデルの改善例 ①: 評価指標



# モデルの改善例 ②: 学習方法



# 04. まとめ

# まとめ

- **次世代広告ターゲティング**

- 人流データと購買データを掛け合わせてターゲティング
- 「配信ボリュームの担保」と「購買パフォーマンスの最大化」という広告ターゲティングの課題を解決

- **モデル改善フェーズの Vertex AI の活用**

- Vertex AI Pipelines
  - 開発期間の短縮・開発コストの最小化
- Vertex AI Experiments
  - 実験条件・結果等を可視化・管理
  - 視覚情報とともにシンプルに伝えることで議論が活性化
  - モデルの改善にも大きく貢献

# We're hiring!!



## Data Team

- AI Agent Developer
- Data Engineer / Analytics Engineer
- Data Scientist
- Data Analyst



## Product / Infra Engineering Team

- PdM
- Front Engineer
- Backend Engineer
- etc.



『Beacon Bank x ChatGPT で叶えるパーソナル  
コンシェルジュ』を作ってみた

技術

🕒 2023.04.17 👤 Mario



【CTOが聞く!】挑戦を続けるunerryフロントエン  
ドエンジニア、選考プロセスから急速成長中の現  
在まで

ひと

🕒 2025.01.06 👤 うねりの泉編集部

