Тестове завдання для Data Analyst

Виконав: Олександр Мучак

Завдання 1:

Дані:

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1kVu76PhHKNY_sJDza6w3KuBfxs9r1zX3261jDxXdEs/edit?usp=sharing

Платіжна воронка

Мій підхід

- 1. Створюю СТЕ для визначення всіх транзакцій, за якими було повернення.
- 2. У другому СТЕ використовую віконні функції FIRST_VALUE та ROW_NUMBER для знаходження оригінальної транзакції та номера поновлення для кожної підписки користувача.
- 3. У фінальному запиті об'єдную дані та коригую дохід за допомогою CASE.

```
-- Завдання 1: Платіжна воронка
-- Автор: Олександр
-- Дата: 12.09.2025
```

SQL-запит

```
WITH
```

-- Крок 2: Обираємо всі платіжні події та розраховуємо номер поновлення $numbered_purchases$ AS (

```
SELECT
    uuid,
    product id,
    transaction_id,
    event timestamp,
    revenue_usd,
    FIRST_VALUE(transaction_id) OVER (PARTITION BY uuid, product_id ORDER BY
event timestamp) AS original transaction id,
    ROW_NUMBER() OVER (PARTITION BY uuid, product_id ORDER BY
event_timestamp) AS renewal_number
  FROM
    subscription_events
  WHERE
    event_name IN ('purchase', 'trial') AND transaction_id IS NOT NULL
)
-- Крок 3: Об'єднуємо дані та коригуємо дохід
SELECT
  np.uuid,
  np.product_id,
  np.transaction_id,
  np.original_transaction_id,
  CASE
    WHEN rt.refunded_transaction_id IS NOT NULL THEN 0
    ELSE np.revenue usd
  END AS revenue_usd,
  np.renewal_number
FROM
  numbered_purchases np
LEFT JOIN
  refunded_transactions rt ON np.transaction_id = rt.refunded_transaction_id
ORDER BY
  np.uuid,
  np.product_id,
  np.renewal_number;
```

Покупки користувача

Мій підхід

Створюю зведений звіт для кожного унікального користувача (uuid), агрегуючи всю історію його подій в один рядок.

Для вирішення я знову використав СТЕ:

- Підготовка даних: Спочатку я створив кілька допоміжних СТЕ.
 - Перша (refunded_ids) для визначення всіх транзакцій, за якими було повернення. Це необхідно для коректного розрахунку загального доходу.
 - Друга (last_purchase_info) для знаходження дати та періоду останньої покупки кожного користувача. Ця інформація є ключовою для обчислення дати закінчення підписки (expiration_time).
 - Tpeтя (current_product_info) для визначення *поточного продукту*, базуючись на останній за часом події користувача.
- Фінальна агрегація: В основному запиті я згрупував усі дані за uuid.
 - Для знаходження дат (початок тріалу, перша покупка, скасування) я застосував умовну агрегацію з МІN та МАХ у поєднанні з CASE WHEN.
 - Загальний дохід (total_revenue_usd) розраховано як суму всіх платежів, ID яких *не* потрапили до списку повернутих.
 - Підготовлені дані з СТЕ були приєднані через LEFT JOIN, щоб додати до фінального звіту current_product_id та розрахувати expiration_time.

```
-- Завдання 2: Агрегована інформація по покупках кожного користувача
```

-- Автор: Олександр-- Дата: 12.09.2025

SQL-запит

```
WITH
```

```
-- 1. Знаходимо ID всіх транзакцій, за якими було повернення refunded_ids AS (
    SELECT DISTINCT    refunded_transaction_id
    FROM    subscription_events
    WHERE    refunded_transaction_id IS NOT NULL
),
```

```
-- 2. Для кожного користувача знаходимо час та період його останньої покупки
last purchase info AS (
  SELECT
    uuid,
    event_timestamp AS last_purchase_time,
  FROM (
    SELECT
      uuid,
      event_timestamp,
      period,
      ROW_NUMBER() OVER(PARTITION BY uuid ORDER BY event_timestamp DESC)
as rn
    FROM
      subscription_events
    WHERE
      event name = 'purchase'
  ) AS ranked_purchases
  WHERE
   rn = 1
),
-- 3. Знаходимо поточний product_id, базуючись на останній події користувача
current_product_info AS (
  SELECT
    uuid.
    product_id AS current_product_id
  FROM (
    SELECT
      uuid,
      product_id,
      ROW NUMBER() OVER(PARTITION BY uuid ORDER BY event timestamp DESC)
as rn
    FROM
      subscription_events
  ) AS ranked_events
  WHERE
   rn = 1
)
-- 4. Агрегуємо всі дані, групуючи по користувачу (uuid)
SELECT
  s.uuid,
  cpi.current product id,
  MIN(CASE WHEN s.event_name = 'trial' THEN s.event_timestamp END) AS
trial_started_time,
```

```
MIN(CASE WHEN s.event_name = 'purchase' THEN s.event_timestamp END) AS
first_purchase_time,
  MAX(CASE WHEN s.event name = 'purchase' THEN s.event timestamp END) AS
last purchase time,
  COUNT(DISTINCT CASE WHEN s.event name = 'purchase' THEN s.transaction id
END) AS total purchases,
  SUM(
    CASE
      WHEN s.event name IN ('purchase', 'trial')
      AND s.transaction id NOT IN (SELECT refunded transaction id FROM
refunded_ids)
      THEN s.revenue usd
      ELSE 0
    END
  ) AS total revenue usd,
  -- Додаємо кількість днів (period) до дати останньої покупки
  lpi.last_purchase_time + (lpi.period || ' days')::interval AS expiration_time,
  MAX(CASE WHEN s.event name = 'cancellation' THEN s.event timestamp END) AS
cancelation_time,
  MAX(CASE WHEN s.event_name = 'refund' THEN s.event_timestamp END) AS
refund time
FROM
  subscription events s
-- Приєднуємо підготовлені дані
LEFT JOIN
  last_purchase_info lpi ON s.uuid = lpi.uuid
LEFT JOIN
  current product info cpi ON s.uuid = cpi.uuid
GROUP BY
  s.uuid.
  cpi.current_product_id,
  lpi.last_purchase_time,
  lpi.period;
```

Завдання 2:

User LTV

Дані:

https://drive.google.com/file/d/1GorPiMNdygAV_jpIWVQhEfgQ49UVeRZG/view?usp=sharing

Розрахунок:

https://colab.research.google.com/drive/1ckNn3XyAW7fJVFT3f30BTBBr7-c-clPo?usp=sharing

Що було зроблено:

Для розрахунку та прогнозування LTV було застосовано когортний аналіз з подальшою математичною екстраполяцією.

- **Когорти:** Користувачі були згруповані в місячні когорти за датою їхнього **першого платежу**.
- Фактичний LTV: Ми розрахували середній накопичений дохід (кумулятивний LTV) для кожної когорти на кожен місяць її життя, врахувавши повернення коштів.
- Прогноз LTV: Існуюча крива LTV для кожної когорти була продовжена на 6 місяців уперед за допомогою апроксимації логарифмічною функцією, яка добре моделює уповільнення росту доходу з часом.

2. Оцінка якості розрахунку

Обраний метод є швидким та наочним, але має свої обмеження.

- Сильні сторони: Простота, швидкість реалізації та легкість в інтерпретації результатів.
- Слабкі сторони: Низька точність на рівні окремого користувача, чутливість до аномалій та неможливість пояснити причини змін у поведінці.

3. Рекомендації щодо покращення

Для підвищення точності прогнозу були запропоновані три основні напрямки:

- **Імовірнісні моделі:** Використання індустріального стандарту моделей **BG/NBD** (для прогнозування кількості транзакцій) та **Gamma-Gamma** (для прогнозування їхньої вартості).
- **Машинне навчання:** Побудова **ML-моделей** (наприклад, Gradient Boosting) на основі характеристик користувачів (тип першої підписки, країна тощо) для створення персоналізованих прогнозів.
- Поглиблена сегментація: Побудова окремих моделей для різних сегментів користувачів, які поводяться по-різному.

Завдання 3:

Пошук точок зростання

Дані:

https://drive.google.com/file/d/1BMVxVlkLuwHQG4imW8BCOoVOQ9BG17S5/view?usp=sharing

Розрахунок:

https://colab.research.google.com/drive/1oAMJ0g7yjn3XDgl73DdoPgDVwj-HAvus?usp=sharing

Що було зроблено:

- Проаналізовано перформанс: Ми розрахували ключові показники CPA (вартість залучення) та ROAS (окупність витрат) для кожного медіа-джерела та кожної країни.
- **Результати в таблицях:** Ми створили зведені таблиці для аналізу загальної ефективності та, найголовніше, списки конкретних кампаній для оптимізації.
- **Візуалізації:** Ми побудували графік, який наочно продемонстрував аномальну ефективність ms_3 та порівняв ms_1 і ms_2.
- **Пропозиції щодо закупівлі:** Ми сформулювали чіткі, засновані на даних рекомендації:
 - **Зупинити**: Виявлено критично неефективні кампанії (особливо в **США**), які генерують величезні збитки.
 - **Масштабувати**: Знайдено кампанії-лідери (в **Японії, на Філіппінах** та ін.), які мають високий потенціал для зростання при обережному збільшенні бюджету.