Table of Contents

Введение

В работе будет расмотрено приложение для продажи продуктов питания.
Дизайнеры сделали новые шрифты, продвигают идею о смене шрифтов во всём приложении.
У менеджеров есть опасения, что это повлияет на поведение пользователей и негативно отразится на выручке.

Перед внедрением новго шрифта решено провести A/A/B-тест.
Пользователей разбили на 3 группы: 2 контрольные со старыми шрифтами и одну экспериментальную — с новыми.

Далее будет проанлизировано поведение пользователей мобильного приложения.
Проведём проверку воронки продаж.
Исследуем результаты A/A/B-теста, выясним, какой шрифт лучше.

In [1]:
```
import os
import pandas as pd
import numpy as np
import math as mth
from scipy import stats as st
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
```

In [2]:
```
def dates(date_col):
    """ функция напечатает минмальную и максимальнью дату,
        а также период наблюдений в днях.
        date_col: Series с датами.
    """
    min_date = date_col.min()
    max_date = date_col.max()
    # к разнице дат добавим 2, чтобы включить в период 1 и последнюю даты
    period = pd.Timedelta(max_date - min_date).days + 1
    print(f'Начальная дата: {min_date}.')
    print(f'Конечная дата: {max_date}.')
    print(f'Период наблюдений: {period} дней.')
```

In [3]:
```
def difference(a, b):
    """Функция вернёт разницу между величинами a и b
    """
    diff = abs(a - b)
    diff_percent = round(diff * 100 / min(a, b), 1)
    return diff, diff_percent
```

In [4]:
```
def check_group_diff(target_1, target_2, base_1, base_2, alpha=.05):
    """Функция проверит гипотезу о равенстве долей при помощи z-теста.
        группа 1: target_1, base_1
        группа 2: target_2, base_2
        α по умолчанию 0.05
    """
    alpha = alpha # критический уровень статистической значимости

    # пропорция успехов в первой группе:
    p1 = target_1/base_1

    # пропорция успехов во второй группе:
    p2 = target_2/base_2

    # пропорция успехов в комбинированном датасете:
    p_combined = (target_1 + target_2) / (base_1 + base_2)

    # разница пропорций в датасетах
    difference = p1 - p2

    # считаем статистику в ст.отклонениях стандартного нормального распределения
    z_value = difference / mth.sqrt(
        p_combined * (1 - p_combined) * (1 / base_1 + 1 / base_2)
    )

    # задаем стандартное нормальное распределение (среднее 0, ст.отклонение 1)
    distr = st.norm(0, 1)

    p_value = (1 - distr.cdf(abs(z_value))) * 2

    print('p-значение: ', p_value)

    if p_value < alpha:
        print('Отвергаем нулевую гипотезу: между долями есть значимая разница')
    else:
        print(
            'Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разны
        )
```

In [5]:
```
def prob_check(alpha, k):
    """ функция посчитает вероятность получения ложно позитивного результата
        k -  число сравнений
        alpha - уровень статистической значимости
    """
```

```
    false_positive_prob = 1-(1-alpha)**k
    return false_positive_prob
```

Извлечение и подготовка данных

In [6]:
```
pth1 = '/datasets/logs_exp.csv'
pth2 = r"C:\Users\Vladislav Sinelnikov\OneDrive\Documents\YaDA\module_2\logs_exp.csv"

if os.path.exists(pth1):
    data = pd.read_csv(pth1, sep='\\t', engine='python')
elif os.path.exists(pth2):
    data = pd.read_csv(pth2, sep='\\t', engine='python')
else:
    print('Something is wrong')
```

In [7]:
```
data.info()
data.head(3)
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 244126 entries, 0 to 244125
Data columns (total 4 columns):
EventName          244126 non-null object
DeviceIDHash       244126 non-null int64
EventTimestamp     244126 non-null int64
ExpId              244126 non-null int64
dtypes: int64(3), object(1)
memory usage: 7.5+ MB
```

Out[7]:

	EventName	DeviceIDHash	EventTimestamp	ExpId
0	MainScreenAppear	4575588528974610257	1564029816	246
1	MainScreenAppear	7416695313311560658	1564053102	246
2	PaymentScreenSuccessful	3518123091307005509	1564054127	248

Пропуски отсутсвуют. Требуется изменить тип данных для `'EventTimestamp'`.

In [8]:
```
# переименуем колонки
data = (
    data.rename(columns={
        'EventName': 'event_name',
        'DeviceIDHash': 'device_id_hash',
        'EventTimestamp': 'event_timestamp',
        'ExpId': 'exp_id'
    })
)
```

In [9]:
```
# изменение типа данных для 'event_timestamp'
data['event_timestamp'] = pd.to_datetime(data['event_timestamp'], unit='s')
```

In [10]:
```
# добавление отдельных колонок с датой и временем
data['date'] = pd.to_datetime(data['event_timestamp']).dt.date
data['time'] = pd.to_datetime(data['event_timestamp']).dt.time
```

Удаление дубликатов

In [11]:
```
print(f'В данных {data[data.duplicated() == True].shape[0]} дублирующих записей.\n'
      f'Это {data[data.duplicated() == True].shape[0] / data.shape[0] * 100:.1f}% от всех
```

```
В данных 413 дублирующих записей.
```

```
Это 0.2% от всех записей, можем их удалить.
```

In [12]:
```
# удаление явных дублей
data = data.drop_duplicates()
```

Вывод по разделу

Нам пердоставлен довольно качественный датасет без пропусков и малым количеством дублей (0.2%).
Дубли удалены, перейдём к изучению данных.

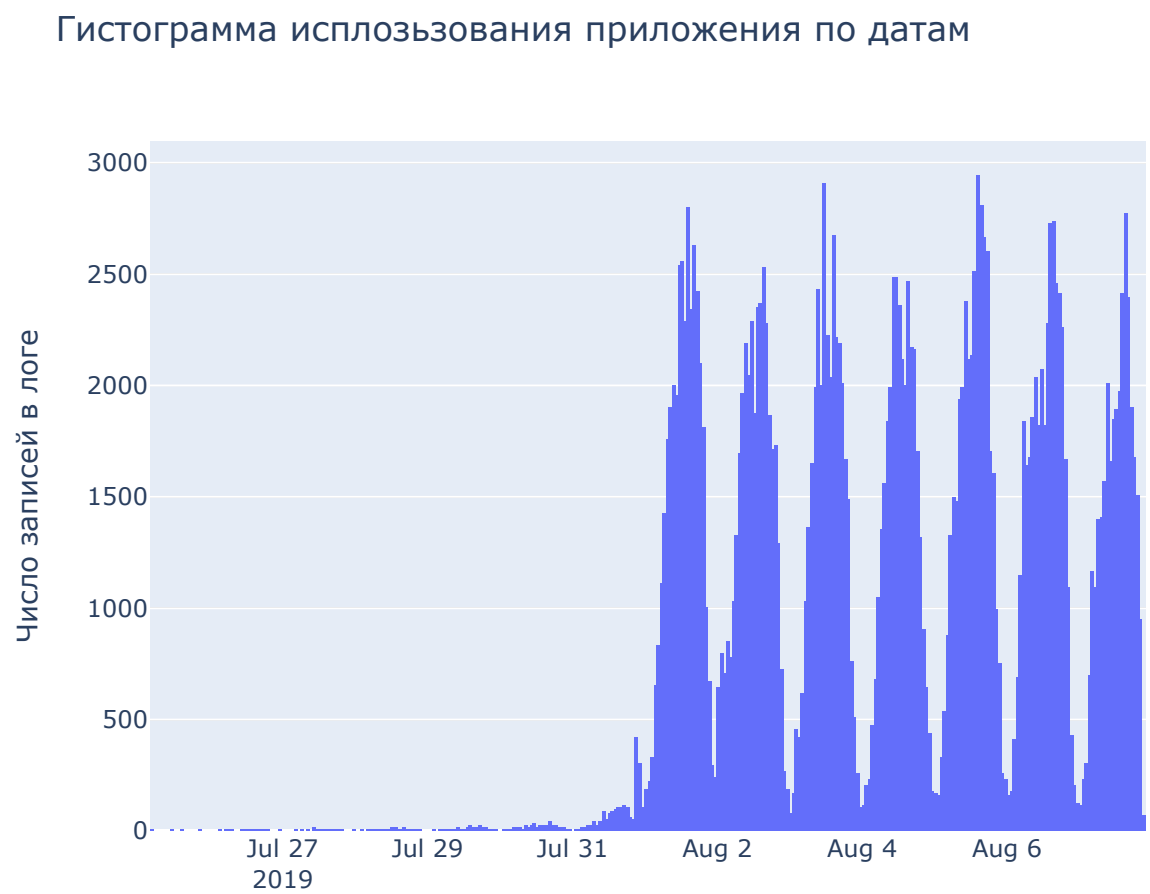
Изучение данных

Диапазон дат

In [13]:
```
dates(data['date'])
```

```
Начальная дата: 2019-07-25.
Конечная дата: 2019-08-07.
Период наблюдений: 14 дней.
```

In [14]:
```
# гистограмма по датам
fig = px.histogram(data,
                   x='event_timestamp',
                   nbins=500,
                   title='Гистограмма исплозьзования приложения по датам')
fig.update_yaxes(title_text='Число записей в логе')
fig.update_xaxes(title_text='Дата')
fig.show()
```



Дата

Выводы из графика

- Посещение приложение циклично с периодом в сутки.
- Тест начался 31 июля в 22:00, можно отдельно выделить участок 31 июля - 1 августа на графике.
- В 00:00 - 01:00 самая низкая активность. Пользователи начинают интересоваться едой уже с 03:00.

По гистограмме видно, что число суточных событий до 31 июля включительно значительно меньше числа суотчных событий после.
Оставим для изучения события, начиная с 1 августа включительно.

In [15]:
```
# число записей до 1 августа
before_augst = data[data['event_timestamp'] < '2019-08-01 00:00:00'].shape[0]
print(f'Из рассмотрения убираем {before_augst} (или {before_augst / data.shape[0] * 100
```

```
Из рассмотрения убираем 2826 (или 1.2%) записей.
```

In [16]:
```
data_upd = data[data['event_timestamp'] >= '2019-08-01 00:00:00']
```

In [17]:
```
# даты в оставшемся датасете
dates(data_upd['date'])
```

```
Начальная дата: 2019-08-01.
Конечная дата: 2019-08-07.
Период наблюдений: 7 дней.
```

Уникальные пользователи

In [18]:
```
# число уникальных пользователей
unique_users = data_upd['device_id_hash'].nunique()
print(f'Уникальныйх пользователей за период: {unique_users}.')
```

```
Уникальныйх пользователей за период: 7534.
```

Проверим, уникальны ли пользователи в каждой группе.

In [19]:
```
# проверка уникальности пользователей по каждой группе
users_246 = set(data_upd.query('exp_id == 246')['device_id_hash'])
users_247 = set(data_upd.query('exp_id == 247')['device_id_hash'])
users_248 = set(data_upd.query('exp_id == 248')['device_id_hash'])
print('Результат проверки:')
if (not users_246 & users_247
    and not users_247 & users_248
    and not users_246 & users_248):
    print('В каждой группе только уникальные пользователи.')
else:
    print('В одной из групп есть пересечения, требуются дополнительные проверки.')
```

```
Результат проверки:
В каждой группе только уникальные пользователи.
```

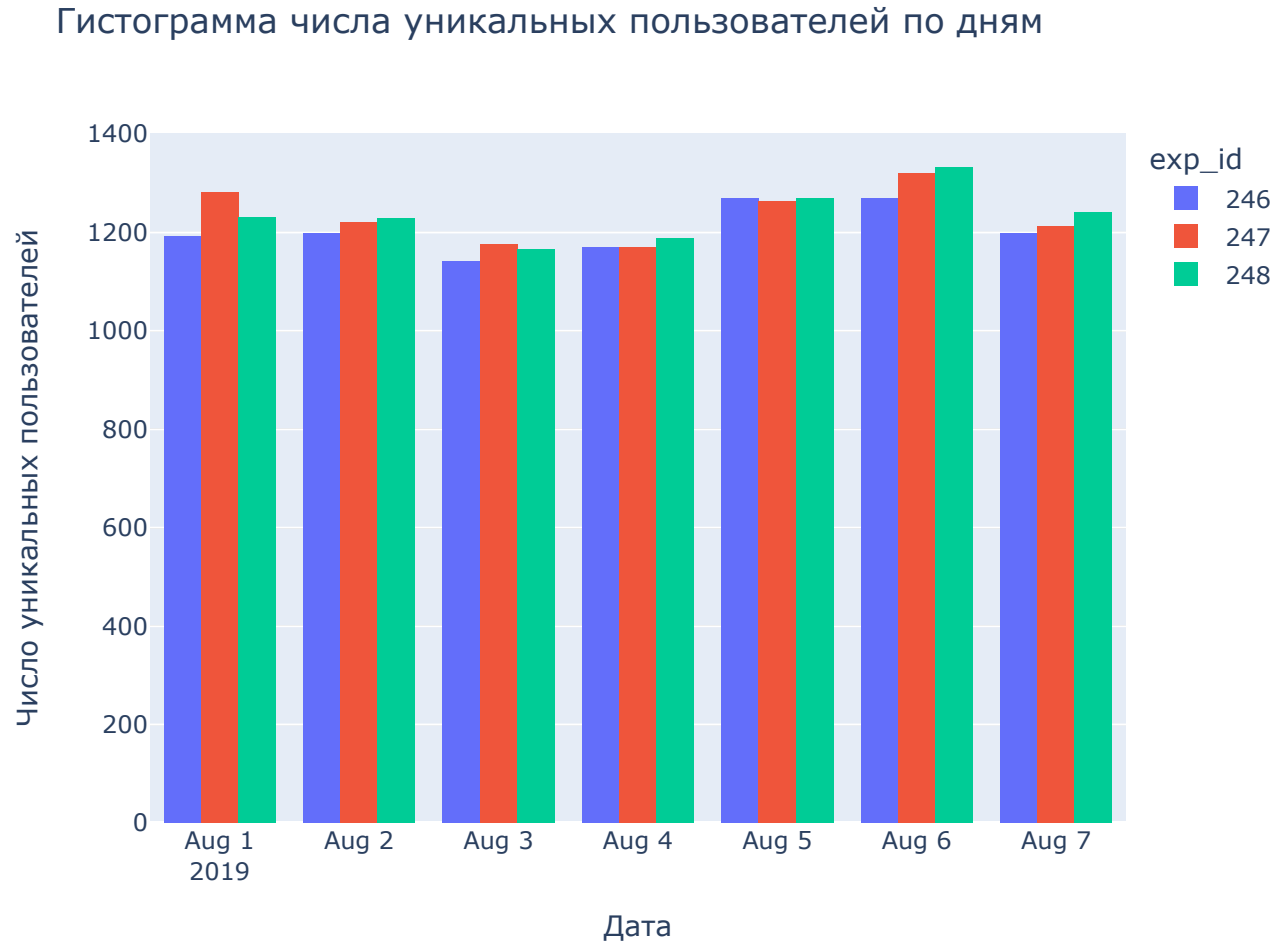
In [20]:
```
# число пользователей по группам
(
    data_upd.groupby('exp_id', as_index=False)
    .agg({'device_id_hash': 'nunique'})
    .rename(columns={'device_id_hash': 'unique_users'})
)
```

Out[20]:

	exp_id	unique_users
0	246	2484
1	247	2513
2	248	2537

In [21]:
```
# число уникальных пользователей по датам в каждой группе
chaeck_groups = (
    data_upd.groupby(['date', 'exp_id'], as_index=False)
    .agg({'device_id_hash': 'nunique'})
    .sort_values(by='date', ascending=True)
    .rename(columns={'device_id_hash': 'unique_devices'})
)
fig = px.histogram(chaeck_groups,
                   x='date',
                   y='unique_devices',
                   color='exp_id',
                   barmode='group',
                   nbins=10,
                   title='Гистограмма числа уникальных пользователей по дням')
fig.update_yaxes(title_text='Число уникальных пользователей')
fig.update_xaxes(title_text='Дата')

fig.show()
```

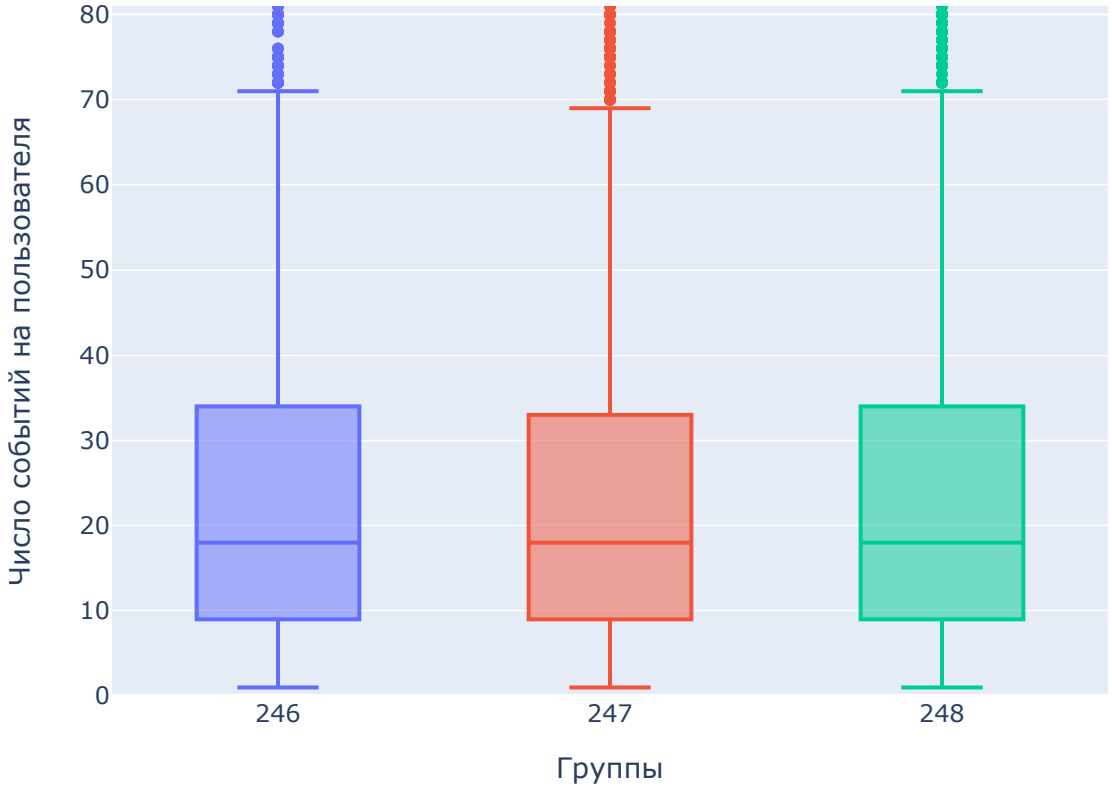


In [22]:
```
# число событий на пользователя за весь период
unique_users_activity = (
    data_upd.groupby(['device_id_hash', 'exp_id'], as_index=False)
    .agg({
```

```
        'event_timestamp': 'nunique',
        'event_name': 'nunique'
    })
    .rename(columns={
        'event_timestamp': 'events',
        'event_name': 'event_types_total'
    })
    .sort_values(by=['events'], ascending=False)
)

fig = go.Figure()

for group in unique_users_activity['exp_id'].sort_values().unique():
    fig.add_trace(
        go.Box(
            y=unique_users_activity.query('exp_id == @group')['events'],
            name=group.astype(str),
            showlegend=False))
fig.update_layout(title = 'Диаграммы размаха числа событий на пользователя по группам')
fig.update_yaxes(
    title_text='Число событий на пользователя',
    range=[0, np.percentile(unique_users_activity['events'], 95)])
fig.update_xaxes(title_text='Группы')
fig.show()
```



Выводы по разделу

- Для дальнейшей обработки данных в датасете оставлены записи, начиная от 1 августа и позже.
- В каждой группе примерно одинаковое число пользователей.

- В каждой группе только уникальные пользователи.

Воронка событий

Типы событий

In [23]:
```
# типы событий
events_funnel = (
    data_upd.groupby(['event_name'], as_index=False)
    .agg({'event_timestamp':'count', 'device_id_hash': 'nunique'})
    .rename(columns={'event_timestamp': 'event_count', 'device_id_hash': 'unique_users'})
    .sort_values(by='event_count', ascending=False)
)
events_funnel
```

Out[23]:

	event_name	event_count	unique_users
1	MainScreenAppear	117328	7419
2	OffersScreenAppear	46333	4593
0	CartScreenAppear	42303	3734
3	PaymentScreenSuccessful	33918	3539
4	Tutorial	1005	840

In [24]:
```
ev_count = events_funnel['event_count'].sum()
print(f'В логе {ev_count} события.')
```

```
В логе 240887 события.
```

В логах всего 5 типов событий, 239 882 события.

Реже всего пользователи пользуются руководством.

Использование туториала не входит в цепочку покупки, исключим его из воронки.

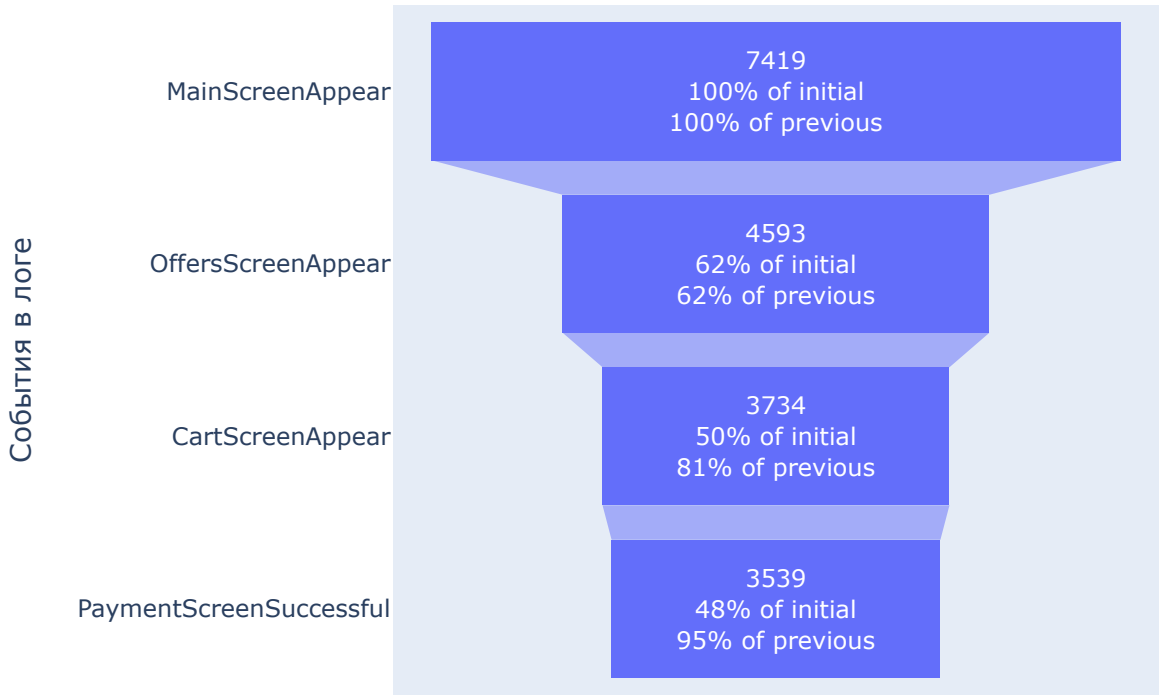
Последовательность событий следующая:

1. Открытие главного экрана (`MainScreenAppear`).
2. Предложение (`OffersScreenAppear`).
3. Открытие корзины (`CartScreenAppear`).
4. Подтверждение успешной оплаты (`PaymentScreenSuccessful`).

In [25]:
```
# исключим Tutorial из рассмотрения
events_funnel = events_funnel.query('event_name != "Tutorial"')
```

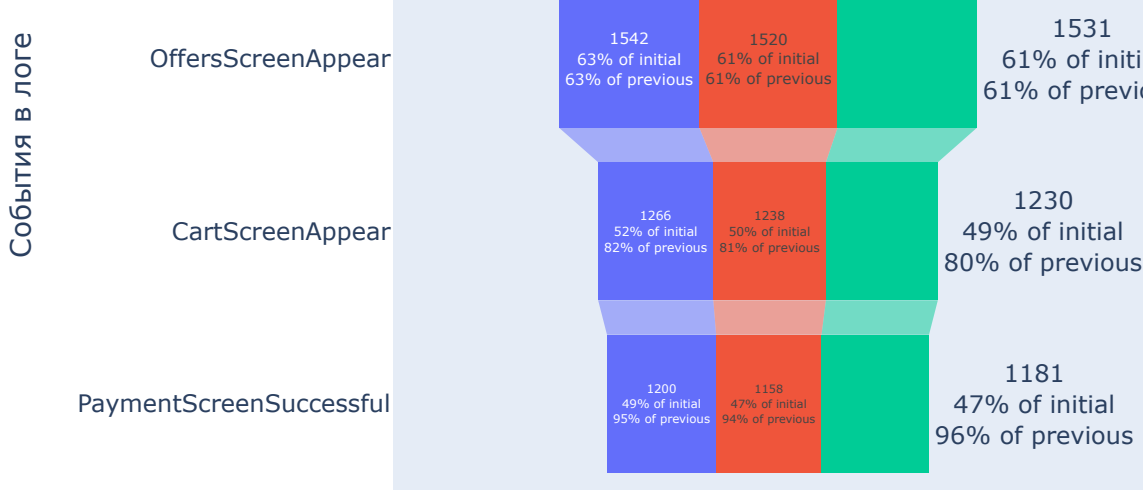
Воронка продаж

In [26]:
```
# воронка по всем группам
fig = go.Figure()
fig.add_trace(go.Funnel(
        y=events_funnel['event_name'],
        x=events_funnel['unique_users'],
        textinfo = 'value + percent initial + percent previous'))
fig.update_layout(title='Воронка продаж')
fig.update_yaxes(title_text='События в логе')
fig.show()
```



In [27]:
```
# воронка с разбивкой по группам
events_funnel_groups = (
    data_upd.query('event_name != "Tutorial"')
    .groupby(['exp_id', 'event_name'], as_index=False)
    .agg({'event_timestamp':'count', 'device_id_hash': 'nunique'})
    .rename(columns={'event_timestamp': 'event_count', 'device_id_hash': 'unique_users'})
    .sort_values(by='event_count', ascending=False)
)

fig = go.Figure()
for group in events_funnel_groups['exp_id'].sort_values().unique():
    fig.add_trace(go.Funnel(
        y=events_funnel_groups.query('exp_id == @group')['event_name'],
        x=events_funnel_groups.query('exp_id == @group')['unique_users'],
        name=group.astype(str),
        textinfo = 'value + percent initial + percent previous'))
fig.update_layout(title='Воронка продаж с разбиением по группам')
fig.update_yaxes(title_text='События в логе')
fig.show()
```



Выводы по разделу

- Определена последовательность событий и построена воронка.
- Больше всего пользоватеей теряется при переходе от главного экрана к экрану с предложением.
- Если пользователь сформировал корзину, скорее всего произойдёт и оплата.
- Tutorial не относится к цепочке продаж, исключили эти записи из рассмотрения.

Изучение результата эксперимента

Группы

In [28]:
```
# число уникальных пользователей в каждой группе
unique_users_246 = data_upd.query('exp_id == 246')['device_id_hash'].nunique()
unique_users_247 = data_upd.query('exp_id == 247')['device_id_hash'].nunique()
unique_users_248 = data_upd.query('exp_id == 248')['device_id_hash'].nunique()
```

In [29]:
```
# разница в числе пользователей контрольных групп
users_diff = difference(unique_users_246, unique_users_247)
print(f'Разница в числе пользователей между контрольными группами:\
 {users_diff[0]} пользователей или {users_diff[1]}%.')
```

```
Разница в числе пользователей между контрольными группами: 29 пользователей или 1.2%.
```

Как выяснили ранее, пользователи уникальны для каждой группы.

Самое популярное событие

Согласно воронке самое популярное событие MainScreenAppear для всех групп.
Изучим число пользователей, открывших основной экран в каждой группе.

Для сравнения долей пользователе (конверсии) в разных группах будем применять **z-test**.

Нулевая и альтерантивная гипотезы:

$$\begin{cases} H_0 : \text{Между долями нет значимой разницы.} \\ H_1 : \text{Между долями есть значимая разница.} \end{cases}$$

In [30]:
```
for group in events_funnel_groups['exp_id'].sort_values().unique():
    popular_event_users = (
        events_funnel_groups
        .query('exp_id == @group & event_name == "MainScreenAppear"')
        ['unique_users'].values[0]
    )
    unique_users_group = data_upd.query('exp_id == @group')['device_id_hash'].nunique()
    print(f'Группа {group}')
    print(f'Число пользователей, открывших основной экран: {popular_event_users}.')
    print(f'Доля пользователей, открывших основной экран: {popular_event_users / unique_
    print()
    print('============================================================')
```

```
Группа 246
Число пользователей, открывших основной экран: 2450.
Доля пользователей, открывших основной экран: 0.986

============================================================
Группа 247
Число пользователей, открывших основной экран: 2476.
Доля пользователей, открывших основной экран: 0.985

============================================================
Группа 248
Число пользователей, открывших основной экран: 2493.
Доля пользователей, открывших основной экран: 0.983

============================================================
```

Проверим гипотезу о равенстве долей (по уникальным пользователям) в 246 и 247 группах. Рассмотрим доли пользователей, совершивших покупку, от пользователей, посетивших основной экран.

In [31]:
```
# проверка гипотезы
payment_screen_246 = (
    events_funnel_groups
    .query('exp_id == 246 & event_name == "PaymentScreenSuccessful"')
    ['unique_users'].values[0])
payment_screen_247 = (
    events_funnel_groups
    .query('exp_id == 247 & event_name == "PaymentScreenSuccessful"')
    ['unique_users'].values[0])
main_screen_246 = (
    events_funnel_groups
    .query('exp_id == 246 & event_name == "MainScreenAppear"')
    ['unique_users'].values[0])
main_screen_247 = (
    events_funnel_groups
    .query('exp_id == 247 & event_name == "MainScreenAppear"')
    ['unique_users'].values[0])

check_group_diff(payment_screen_246, payment_screen_247, main_screen_246, main_screen_24
```

```
p-значение:  0.12044299485641763
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
```

Вывод

При сравнении долей пользователей между группам, дошедших с основного экрана до экрана завершённой покупки, нет основания считать их разными.

Проверка контрольных групп

Проведём проверку равенства долей пользователей для каждого события.

In [32]:
```
# проверка гипотезы о равенстве долей пользователй для каждого события
for event in events_funnel_groups['event_name'].unique():
    event_users_246 = (
        events_funnel_groups
        .query('exp_id == 246 & event_name == @event')
        ['unique_users'].values[0])
    event_users_247 = (
        events_funnel_groups
        .query('exp_id == 247 & event_name == @event')
        ['unique_users'].values[0])
    print()
    print(f'Событие "{event}":')
    print()
    print(f'Число пользователей в группе 246: {event_users_246}.')
    print(f'Число пользователей в группе 247: {event_users_247}.')
    check_group_diff(event_users_246, event_users_247, unique_users_246, unique_users_24
    print('=' * 80)
```

```
Событие "MainScreenAppear":

Число пользователей в группе 246: 2450.
Число пользователей в группе 247: 2476.
p-значение:  0.7570597232046099
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "OffersScreenAppear":

Число пользователей в группе 246: 1542.
Число пользователей в группе 247: 1520.
p-значение:  0.2480954578522181
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "CartScreenAppear":

Число пользователей в группе 246: 1266.
Число пользователей в группе 247: 1238.
p-значение:  0.22883372237997213
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "PaymentScreenSuccessful":

Число пользователей в группе 246: 1200.
Число пользователей в группе 247: 1158.
p-значение:  0.11456679313141849
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================
```

Вывод

По каждому событию контрольные группы не имеют статистических различий.

Можем считать разбиение на группы **корректным**.

Группа с изменённым шрифтом

In [33]:
```
print(f'Число пользователей в тестирумой группе: {unique_users_248}.')
```

```
Число пользователей в тестирумой группе: 2537.
```

Сравнение тестовой группы с контрольными

В следующей ячейке проверка разница между тестовой группой и контрольными группами. Адаптирован алгоритм из предыдущего раздела.

In [34]:
```
# сравнение тестовой группы с контрольными
for group in [246, 247]:
    print()
    print(f'Сравнение тестовой группы 248 с контрольной группой {group}.')
    for event in events_funnel_groups['event_name'].unique():
        # отбираем тестовую группу 248
        event_users_248 = (
        events_funnel_groups
        .query('exp_id == 248 & event_name == @event')
        ['unique_users'].values[0])

        # отбираем контрольную группу @group
        event_users_gr = (
        events_funnel_groups
        .query('exp_id == @group & event_name == @event')
        ['unique_users'].values[0])

        print()
        print(f'Событие "{event}":')
        print()
        print(f'Число пользователей в группе 248: {event_users_248}.')
        print(f'Число пользователей в группе {group}: {event_users_gr}.')
        print()

        # выбор размера группы для check_group_diff
        if group == 246:
            unique_users_gr = unique_users_246
        if group == 247:
            unique_users_gr = unique_users_247

        # проверка гипотезы о равенстве долей
        check_group_diff(event_users_gr, event_users_248, unique_users_gr, unique_users_
        print('=' * 80)

    print()
    print('*' * 80)
    print('*' * 80)
```

```
Сравнение тестовой группы 248 с контрольной группой 246.

Событие "MainScreenAppear":

Число пользователей в группе 248: 2493.
Число пользователей в группе 246: 2450.

p-значение:  0.2949721933554552
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "OffersScreenAppear":

Число пользователей в группе 248: 1531.
Число пользователей в группе 246: 1542.

p-значение:  0.20836205402738917
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================
```

```
Событие "CartScreenAppear":

Число пользователей в группе 248: 1230.
Число пользователей в группе 246: 1266.

p-значение:  0.07842923237520116
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "PaymentScreenSuccessful":

Число пользователей в группе 248: 1181.
Число пользователей в группе 246: 1200.

p-значение:  0.2122553275697796
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

********************************************************************************
********************************************************************************

Сравнение тестовой группы 248 с контрольной группой 247.

Событие "MainScreenAppear":

Число пользователей в группе 248: 2493.
Число пользователей в группе 247: 2476.

p-значение:  0.4587053616621515
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "OffersScreenAppear":

Число пользователей в группе 248: 1531.
Число пользователей в группе 247: 1520.

p-значение:  0.9197817830592261
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "CartScreenAppear":

Число пользователей в группе 248: 1230.
Число пользователей в группе 247: 1238.

p-значение:  0.5786197879539783
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "PaymentScreenSuccessful":

Число пользователей в группе 248: 1181.
Число пользователей в группе 247: 1158.

p-значение:  0.7373415053803964
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

********************************************************************************
********************************************************************************
```

Вывод

При попарном сравннии долей между тестируемой и контрольными группами для каждого осбытия не нашлось статистически значимых различий в этих группах.

Сравнение тестовой группы с объединёнными контрольными

In [35]:
```
# сравнение тестовой группы с объединёнными контрольными
for event in events_funnel_groups['event_name'].unique():
    event_users_control = (
        events_funnel_groups
        .query('exp_id != 248 & event_name == @event')
        ['unique_users'].sum())
    event_users_248 = (
        events_funnel_groups
        .query('exp_id == 248 & event_name == @event')
        ['unique_users'].values[0])
    print()
    print(f'Событие "{event}":')
    print()
    print(f'Число пользователей в объединённой контрольной группе: {event_users_control}
    print(f'Число пользователей в тестовой группе 248: {event_users_248}.')
    check_group_diff(event_users_control, event_users_248, unique_users_246 + unique_use
    print('=' * 80)
```

```
Событие "MainScreenAppear":

Число пользователей в объединённой контрольной группе: 4926.
Число пользователей в тестовой группе 248: 2493.
p-значение:  0.29424526837179577
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "OffersScreenAppear":

Число пользователей в объединённой контрольной группе: 3062.
Число пользователей в тестовой группе 248: 1531.
p-значение:  0.43425549655188256
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "CartScreenAppear":

Число пользователей в объединённой контрольной группе: 2504.
Число пользователей в тестовой группе 248: 1230.
p-значение:  0.18175875284404386
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================

Событие "PaymentScreenSuccessful":

Число пользователей в объединённой контрольной группе: 2358.
Число пользователей в тестовой группе 248: 1181.
p-значение:  0.6004294282308704
Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу, нет оснований считать доли разными
================================================================================
```

Выводы:

- нет оснований считать доли в группах разными;
- деление по группам для A/B теста между контрольными группами 246 и 247, тестовой группой 248 проведено корректно.

Поправка на множественную проверку гипотез

При проверке статистичских гипотез был выбран уровень значимсоти α = 0.05.

Было проведено 17 проверок статистических гипотез.

In [36]:
```
print(f'Вероятность получения ложнопозитивного результата: {prob_check(.05, 17) * 100:.1
```

```
Вероятность получения ложнопозитивного результата: 58.2%
```

Нет смысла проводить проверки ещё раз, т.к. все ранее полученные p-value больше 0.05.
При уменьшении уровня значимости p-value всё ещё будут больше.
Можно уменьшить уровень значимости до 0.005, чтобы при 17 тестах вероятность ложнопозитивного результата была около 8%.

In [37]:
```
print(f'Вероятность получения ложнопозитивного результата: {prob_check(.005, 17) * 100:.
```

```
Вероятность получения ложнопозитивного результата: 8.2%
```

Заключение и выводы

Заключение

В работе был исследован журнал событий с 1 по 7 августа.
Составлена воронка продаж, по которой было проверено разбиение пользователей на группы.
Проверены результаты A/A/B-теста за указанный период.

Выводы

- Разделение по группам проведено корректно, группы не имеют статистических различий.
- Для проверки долей достаточен уровень статистической значимости в 5%.
- Принимая во внимание отсутствие разницы между группами в каждом из тестов, можно констатировать, что установка нового шрифта не влияет на конверсию в покупки.

Рекомендации

Поведение пользователей тестовой группы не отличается от поведения пользователей контрольных групп.
Нет поводов отказаться от внедрения нового шрифта.