

# Анализ кейса «Сбермаркет»

Скрипт python3 для расчетов:

<https://clck.ru/UqZw7>

# Дизайн эксперимента

# Ошибки дизайна эксперимента 1

## Нет «бизнес проблемы»

- Из постановки задачи нет ясности «бизнес проблемы». Есть только «идея». Как следствие, нет уверенности, что выбранные метрики, действительно, описывают что-то важное для бизнеса. Возможно, нужны другие метрики.

Примеры потенциальных проблем и метрик:

### Пример1

«х% **пользователей** от начавших оформления заказа уходят с сайта из-за того, что они сталкиваются с модалькой выбора адреса после добавления товара в корзину. Если мы изменим сценарий, то эта доля сократится до у%»

Конверсия из Main Page в добавление товаров **по уникам**. В этом примере мы **теряем клиентов**, которые не могут получить доставку.

### Пример2

«х% **сессий**, в которых начали оформлять заказ не заканчиваются добавлением в корзину из-за модальки. Если мы изменим сценарий, то доля сократится до у%».

Конверсия из Main Page в добавление товаров **по сессиям**. В этом примере мы **теряем заказы**, потому что пользователям слишком сложно завершить заказ.

### Пример3

«Мы теряем повторных покупателей из-за потенциально нелогичного сценария. Если мы изменим сценарий, то повторные покупки вырастут с х% до у%».

Retention 2-й покупки.

# Ошибки дизайна эксперимента 2

Два изменения в одном эксперименте вместо одного

- В эксперименте было внесено сразу 2 изменения:
  - Landing Page (другой оффер и дизайн)
  - Последовательность шагов (целевой тест)

*Даже при сохранении отказов в LP тестовые пользователи получают другой оффер, который может повлиять на ожидания пользователей, а значит, на тестируемую гипотезу.*

*После полученных результатов останутся вопросы, что повлияло LP, или последовательность шагов.*

# Ошибки дизайна эксперимента За

## На кого нацелен эксперимент?

- В эксперименте не указано на каких пользователей нацелены изменения. Примеры разных типов пользователей:
  - делали уже покупки - не делали
  - с какого типа устройства
  - ранее были на сайте – или впервые пришли
  - с какого канала РК были пользователи, из какого георегиона и т.д.

*Пример: если человек ранее делал покупки и знает, что его адрес есть в списке доставок, то изменение flow будет влиять по-другому нежели на новичков или на тех пользователей, которые заведомо знают, что их адреса нет в списке доставки. Поведение с мобильного отличается от десктопа и т.д.*

*Совет для новичков аналитиков: мы должны точно понимать на какой пользовательский опыт мы действуем и как, а не на всех пользователей «вообще»*

# Ошибки дизайна эксперимента 3б

## На кого нацелен эксперимент?

- Адрес доставки – атрибут описывающий профиль пользователя. Если у человека больше несколько 10-в адресов – это аномальность, а скорее их менее 5 (пока оценочно).
- С другой стороны возможность доставки на адрес - это атрибут профиля магазина.
- Т.о. планирование эксперимента, а именно конверсии в добавление в корзину не может быть без привязки к магазинам

### **Важный вывод:**

- Если у магазина доля ареала доставки от ареала желаемых адресов пользователей большая, то метрика конверсия описывает удобство пользования сайтом
- Если у магазина эта доля мала, то помимо удобства пользования сайтом появляется (не)возможность доставки. В одном случае человек должен отказаться от собранных товаров, в тестовом он может поменять магазин до выбора товара. В задаче не ясно, а какую проблему мы решаем?

# Ошибки дизайна эксперимента 4

## Нет критериев успеха и стартовых метрик

- «Кривой» сценарий оценочное суждение 😊
- Нужно понимать стартовые метрики еще при планировании эксперимента, условия их получения.
- Нет понимания какой результат будет приемлем (какое увеличение «конверсии в добавление корзину» необходимо принять, чтобы это было коммерчески выгодным).

*Совет новичкам аналитикам: неопределенный на старте приемлемый результат влечет к отсутствию расчетов необходимых размеров выборок, а значит, потенциально к «эффекту подглядывания», а также ошибок 2-го рода (принять неверную нулевую гипотезу об отсутствии различий результата)*

*С точки зрения бизнеса также нет понимания насколько выгодно будет раскатывать в прод тест в случае успеха. Выкатить в прод стоит денег... и если ожидаемое увеличение конверсии, например, стат. значимо +0,5%, то имеет ли выкатывать в прод смысл?*

# Ошибки дизайна эксперимента 4

## Технические

Сразу бросается в глаза, что отсутствуют идентификатор сессии. Это значит, что мы можем лишь довериться, что фактических перескоков из одной группы в другую во время взаимодействия пользователей с сайтом не было. В идеале иметь справочник: Сессия – Факт показа тест/контроля сайта.



# Дизайн экспериментов

Здесь 2 эксперимента, поэтому необходимо для каждого разработать дизайн.

- Изменение Лендинга
- Изменение последовательности выбора адреса

# Дизайн эксперимента LP1

## Гипотеза

Принципиальное изменение LP не приведет к статистически значимым ухудшениям по отказам новыми пользователями с рекламного канала X из региона Y

... и не повлияет на добавление товары и оформления заказов\*

## Метрики

Отказы

конверсия в добавление товара\*

конверсия в оформление заказа\*

Сравнить конверсии на разных типах устройств, браузерах

*\*формулировки, которую имело бы смысл добавить до факта эксперимента*

# Дизайн эксперимента LP1

## **Методология**

Меняем только LP, все оставляем прежним. Работаем только с новыми пользователями из одного региона с одного рекламного канала.

## **Минимальные условия принятия**

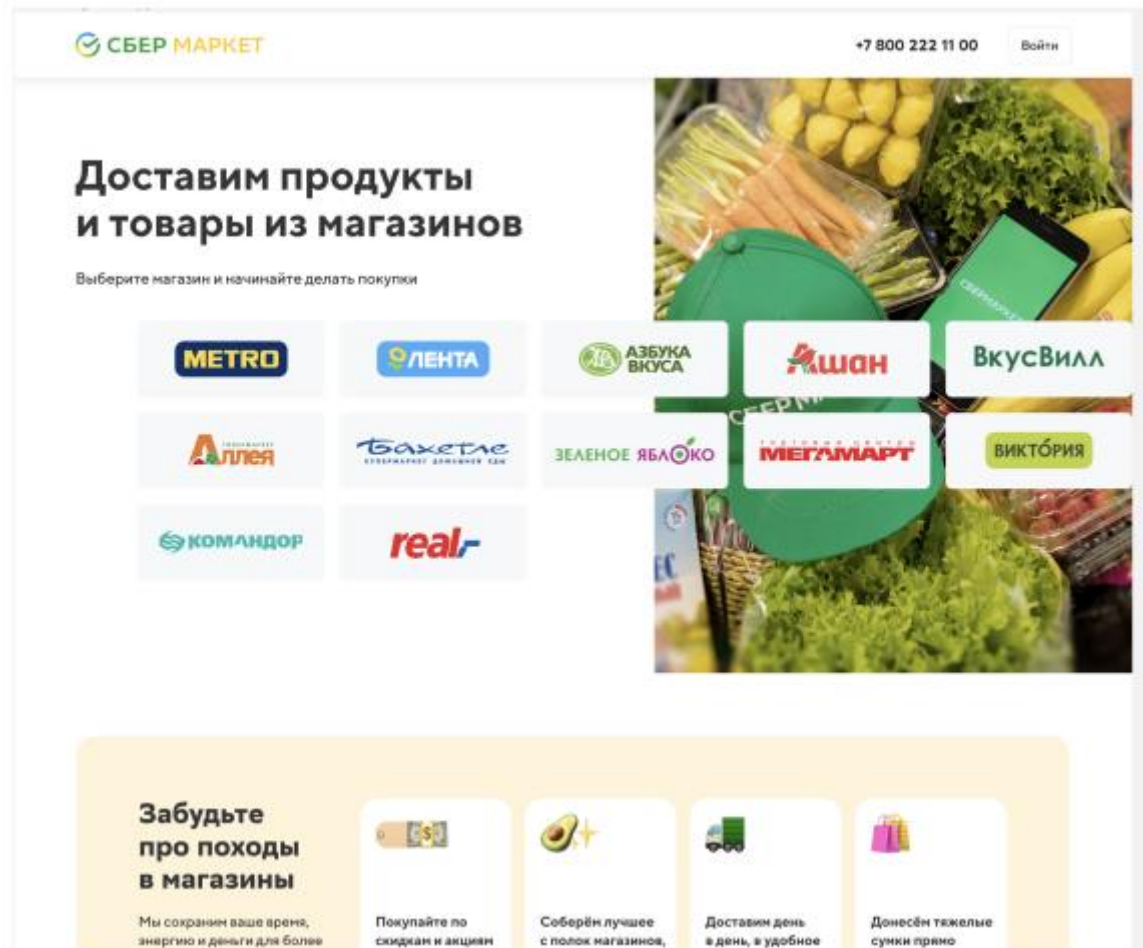
конверсия в оформление заказа не ухудшится

конверсия в добавление товара не ухудшится

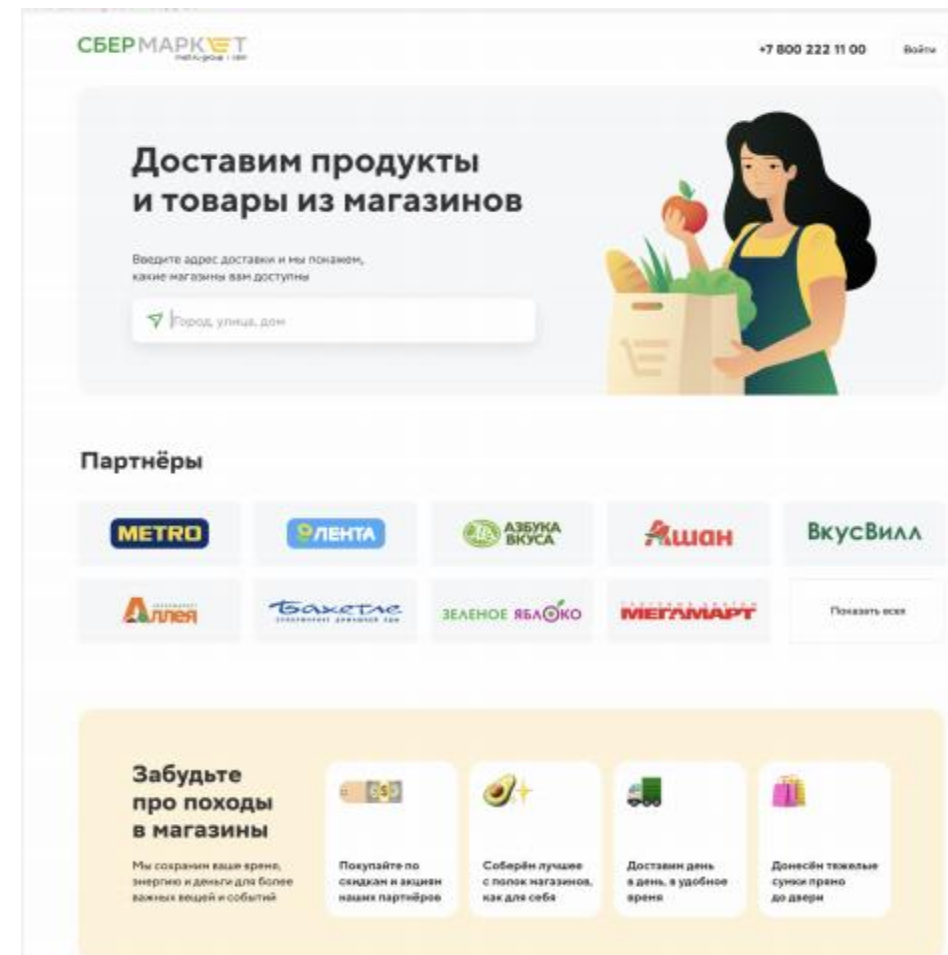
изменение отказов не ухудшатся более +1 п.п. с дов.вер 95% и мощн.80%

# Дизайн эксперимента LP3

Контроль



Тест



Скрипт python3 для расчетов: <https://clck.ru/UqZw7>

# Дизайн экспер-та последовательность1

## Проблема

Мы теряем заказы новых пользователей из региона Y с канала X, которые тратят свои силы на добавление заказа, а им не возможно доставить товар.

## Гипотеза

Изменение последовательности шагов для новых пользователей из региона Y с канала X позволит пользователям осознанно выбрать магазин с доставкой из их региона (в случае отсутствия желаемого переключиться на другого ретэйлера прежде, чем юзер потратит время на поиск товара).

## Метрики

Конверсия в добавление товара из LP

Конверсия в оформление товара из LP

Сравнить конверсии на разных типах устройств, браузерах, осей

# Дизайн экспер-та последовательность1

## Методология

Меняем только последовательность шагов, все оставляем прежним. Работаем только с новыми пользователями из одного региона с одного рекламного канала.

Расчитываем размер выборки для 95% дов.вер и 80% мощности эксперимента из мин. условий принятия решения.

Ставим трекер сессий, чтобы отслеживать пользовательский опыт.

## Минимальные условия принятия

конверсия в оформление заказа улучшится на +Ап.п. (процентные пункты)

конверсия в добавление товара улучшится на +Вп.п.

В этом случае мы получим +Z р. за следующие N мес., что отобьет инвестиции в исследование и разработку.

# Проверка данных

# Деление на тест и контроль

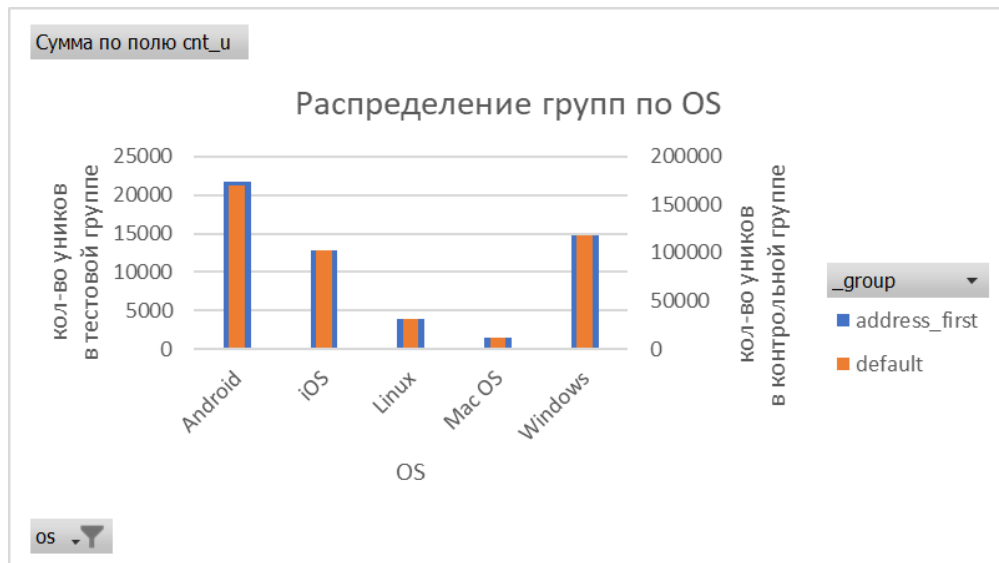
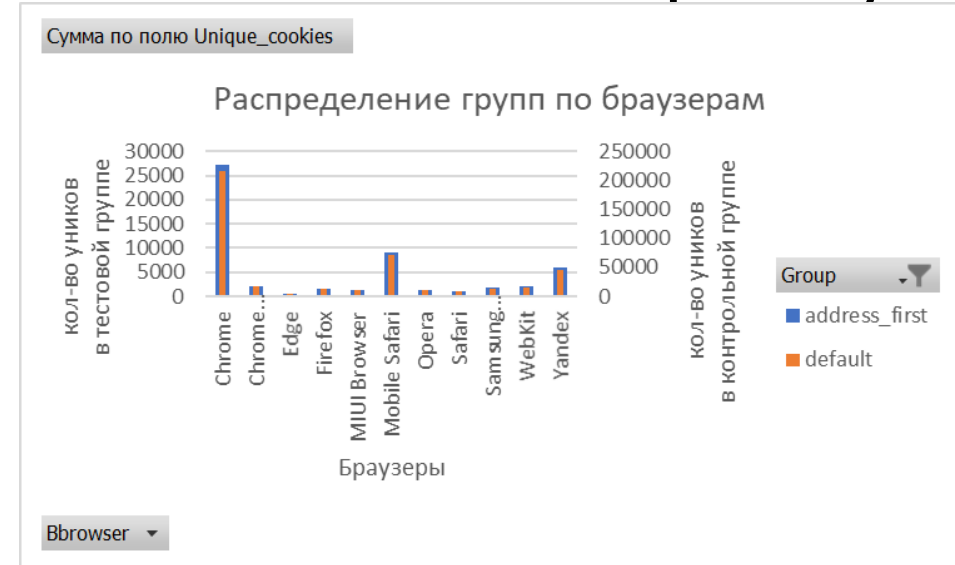
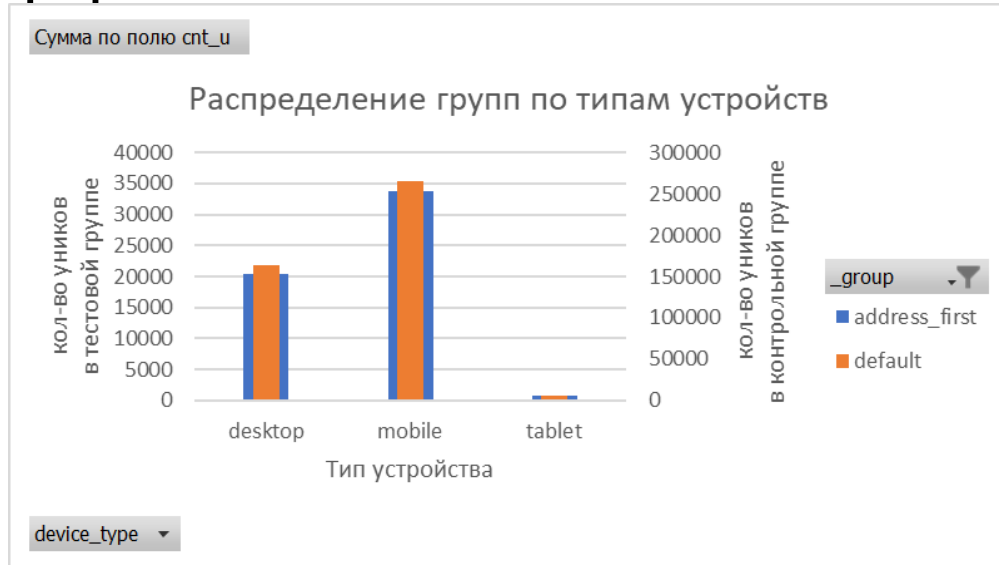
Проведенный анализ показал, что деление на тест и контроль был выполнен сбалансировано. Доли типов устройств, браузеров, OS в обеих группах сохраняется

Но с учетом предыдущих ошибок дизайна это лишь констатация приятного факта, нежели полезный вклад

На следующем слайде приведена визуализация этого факта + скрипт в PostgreSQL



# Деление на тест и контроль по тех.атрибутам

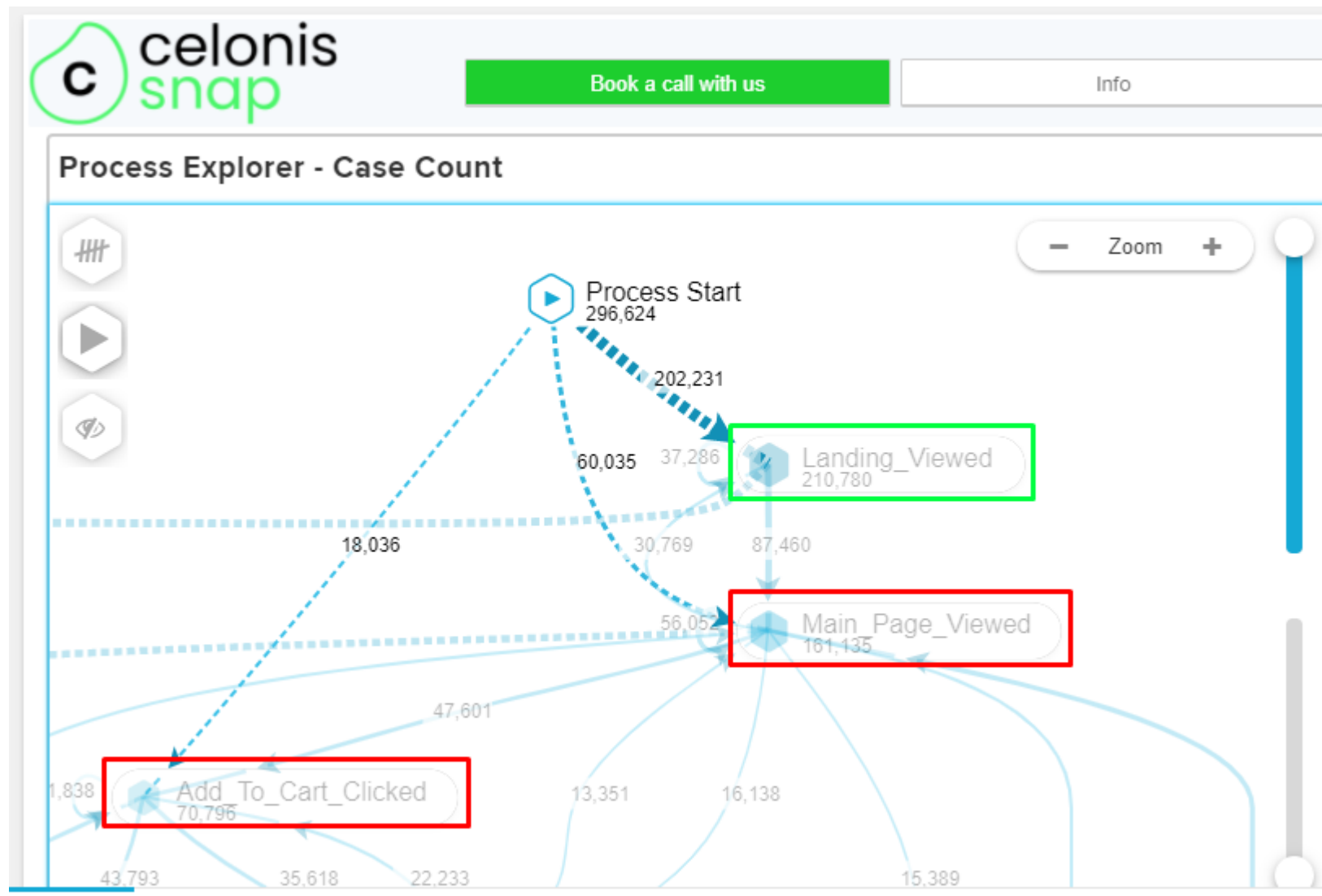


```
select *,
    sum(cnt_u) over (partition by _group) qnt_gr,
    cnt_u/sum(cnt_u) over (partition by _group) perc_
from
(
    select _group
    ,device_type
    ,browser
    ,os
    ,count(anonymous_id) cnt_all, count(distinct anonymous_id) cnt_u
    from ab_test_hit
    group by _group
    ,device_type
    ,browser
    ,os
) f
order by device_type,browser, os,_group;
```

# Граф последовательности событий

1. Собрали все Events в python
  1. timestamp
  2. anonymous\_id
  3. Event = 'одноименные названия таблиц'
2. Отправили в приложение для графа Celonis
3. На следующих слайдах смотрим на последовательности в графе и делаем выводы

# Граф последовательности событий



**32% сессий были начаты не с Landing Page**

Для анализа возьмем только тех пользователей, которые начали свой flow с LP (считаем их новыми)

Оставим только последовательности, в которых первый шаг LP, второй либо открытие MainPage, либо модалька, либо конец сессии

*\*celonis дает качественное представление ситуации*

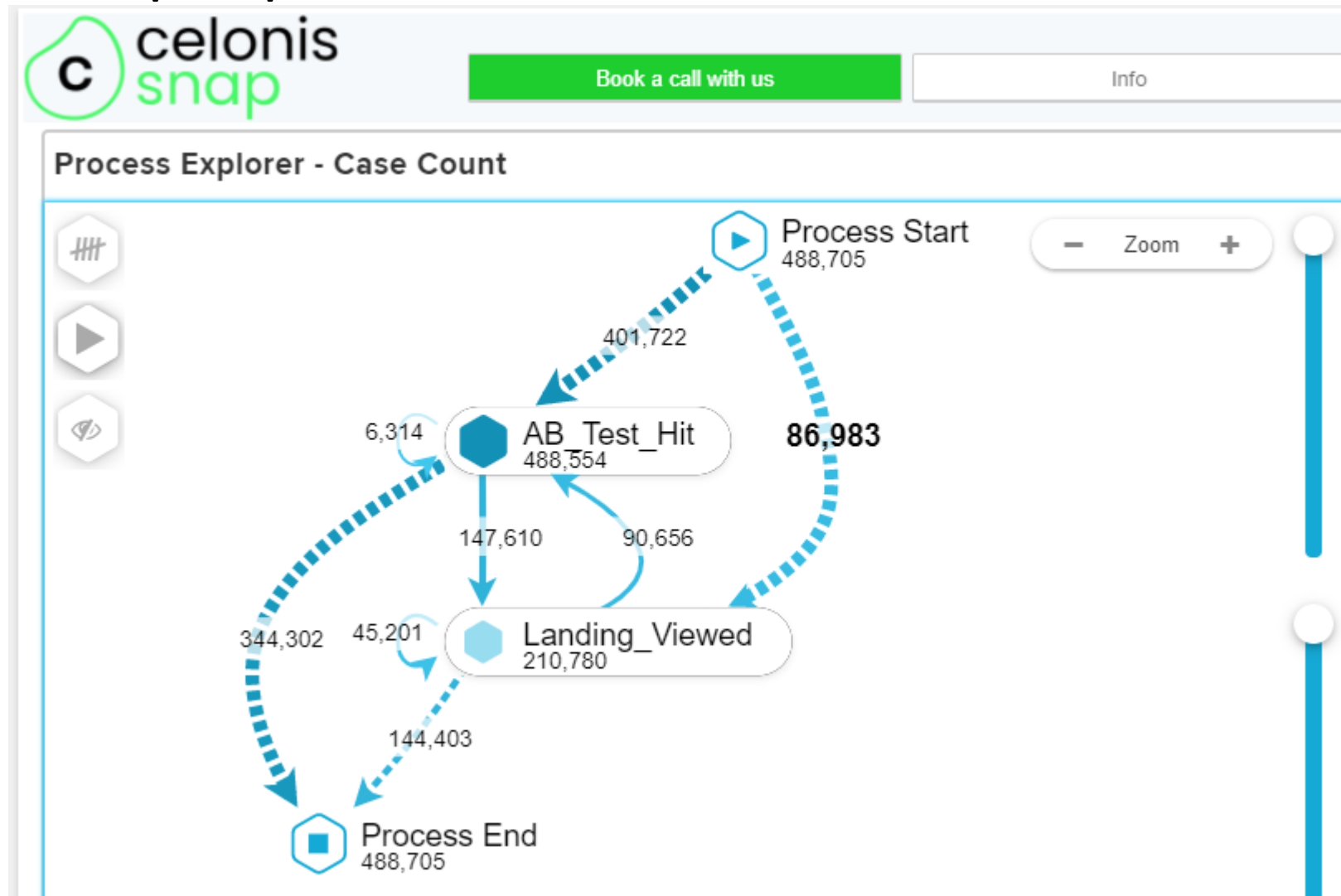
# Скрипт для исключения ИД

Аномальные anonymous\_id сохранены в exclude1

```
1 temp = events.sort_values('timestamp').groupby('anonymous_id',as_index=False).agg({'Event':lambda x: list(x)})
2 temp['step1'] = [x[0] for x in temp['Event']]
3 temp['step2'] = [x[1] if len(x)>1 else 'End' for x in temp['Event']]
4
5 good = set(temp.query(''(step1 == 'Landing_Viewed') & ((step2=='Landing_Viewed')|(step2=='End')|(step2=='Main_Page_Viewed'))
6           anonymous_id))
7 mask = [x not in good for x in temp.anonymous_id]
8 exclude1 = set(temp.anonymous_id) - set(good)
```

Для каждой дальнейшей аномалии будет формироваться set с именем excludeN  
Далее они объединятся в один set и исключатся из все выборки

# Граф последовательности событий



**Деление на тест и контроль  
произошел:**

- 401k пользователей до LP
- 86k пользователей после LP

Потенциально из-за задержек  
события могут прилетать не  
последовательно Поэтому Δсек по  
модулю ~5 сек нормально

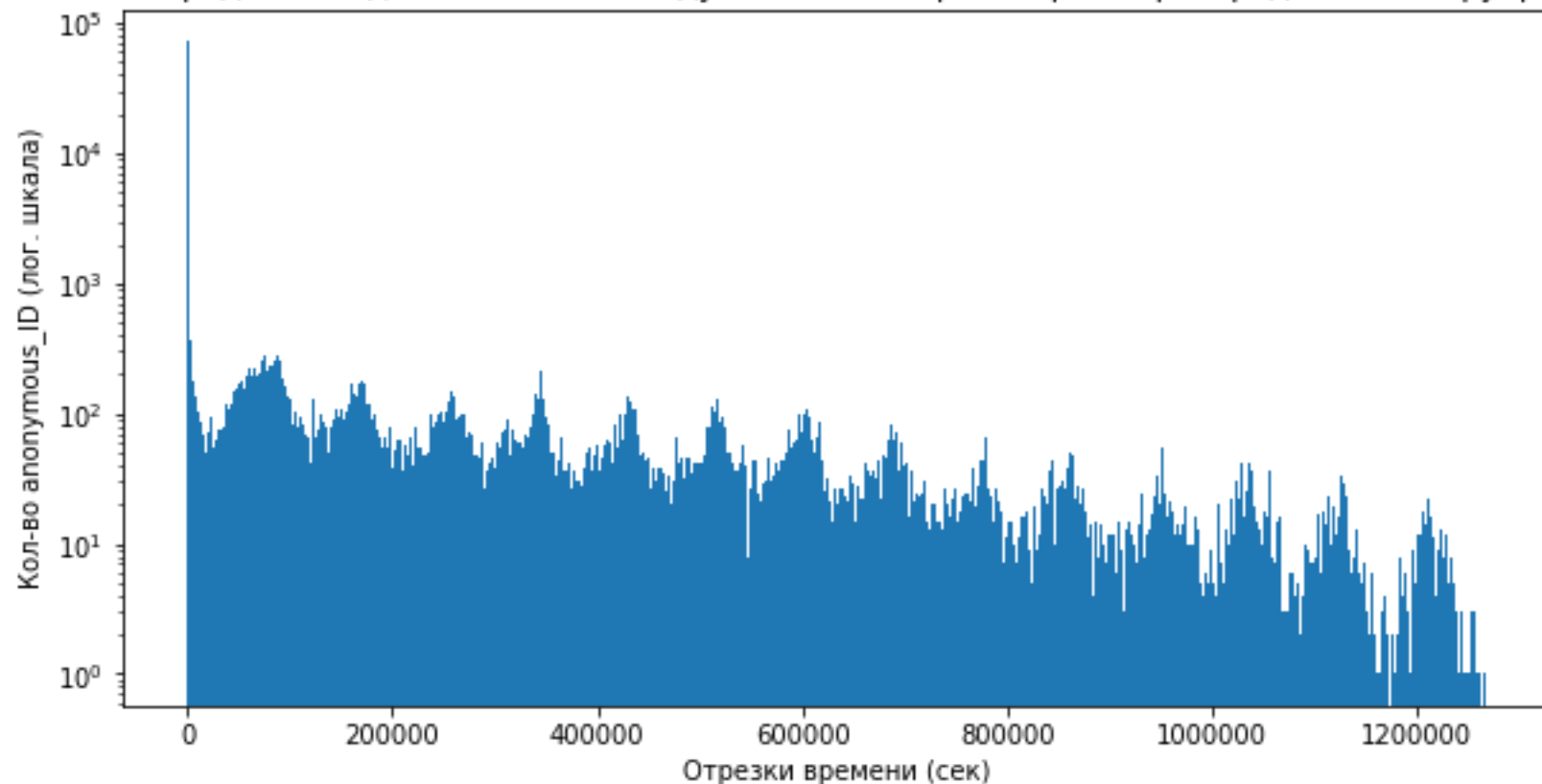
Далее изучим этот вопрос и возьмем  
только те, в которых время события  
 $\text{tstmp(LP)} \geq (\text{tstmp(AB\_test\_hit)} - \Delta\text{сек})$

Δсек изучим отдельно

При  $\Delta\text{сек} > 5$  сек ситуация аномальна

# Просмотр LP до AB\_test\_hits

Распределение длительности между событиями просмотр LP и распределение в группы



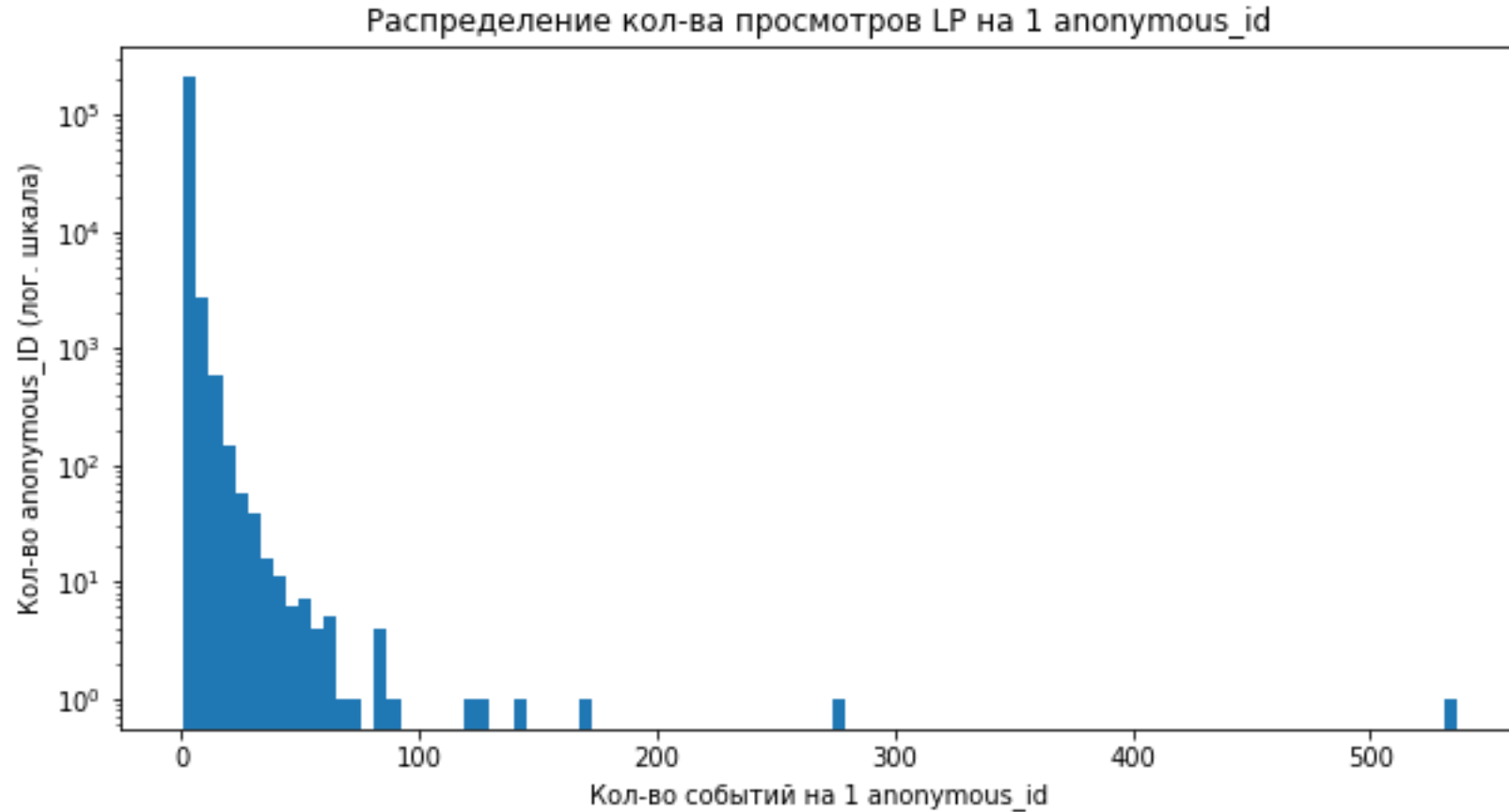
Алгоритм построения

1. Anonymous\_ID, в которых события LP раньше AB\_test\_hits
- 2 Построение гистограммы распределения
- 3 Ось Y логарифмическая

**Вывод: необходимо удалить ID, в которых  $\Delta\text{сек} > 5 \text{ сек}$**

**5 сек выбрано эвристически**

# Landing\_Viewed



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

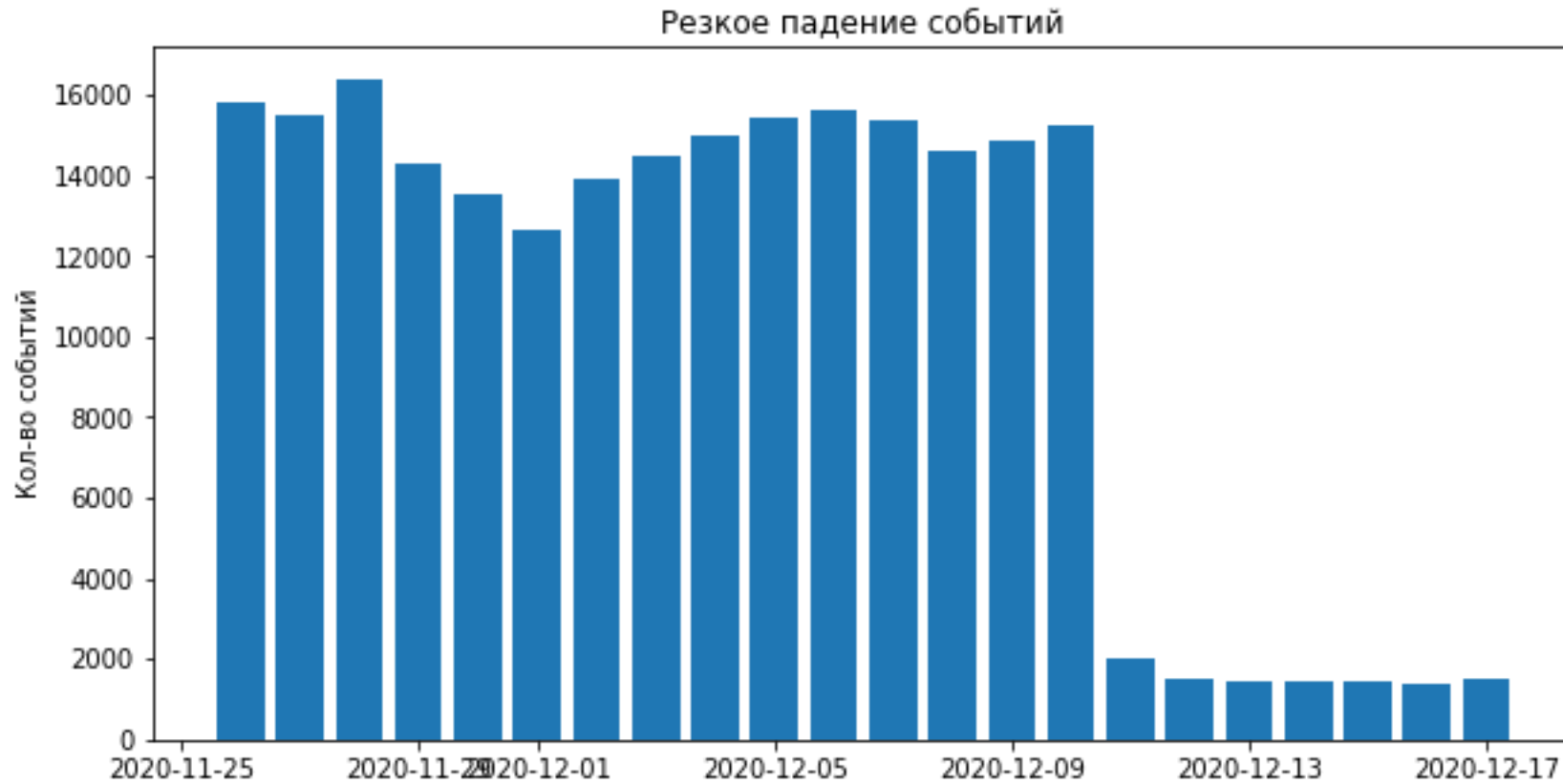
**Вывод:** есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id

**99% перцентиль = 8**

**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >8 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**

# Резкое падение событий LP



Резкое падение событий LP после 10.12.20

**Гипотеза ситуации:**  
Завершение платного трафика на LP



# Address\_Change\_Initiated



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

**Вывод: есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id**

**99% перцентиль = 8**

**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >8 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**

# Address\_Change\_Initiated

source	count	unique	rate
add_alcohol	283	218	77%
add_product	57265	42326	73%
address	31360	15574	49%
landing	13083	8763	67%
not_in_delivery_zone	1443	1118	77%

source	group	unique
add_alcohol	address_first	33
	default	185
add_product	address_first	3299
	default	39054
address	address_first	1358
	default	14232
landing	address_first	8741
	default	47
not_in_delivery_zone	address_first	90
	default	1028

Построена сводная таблица распределения неуникальных и уникальных событий по разным источникам.

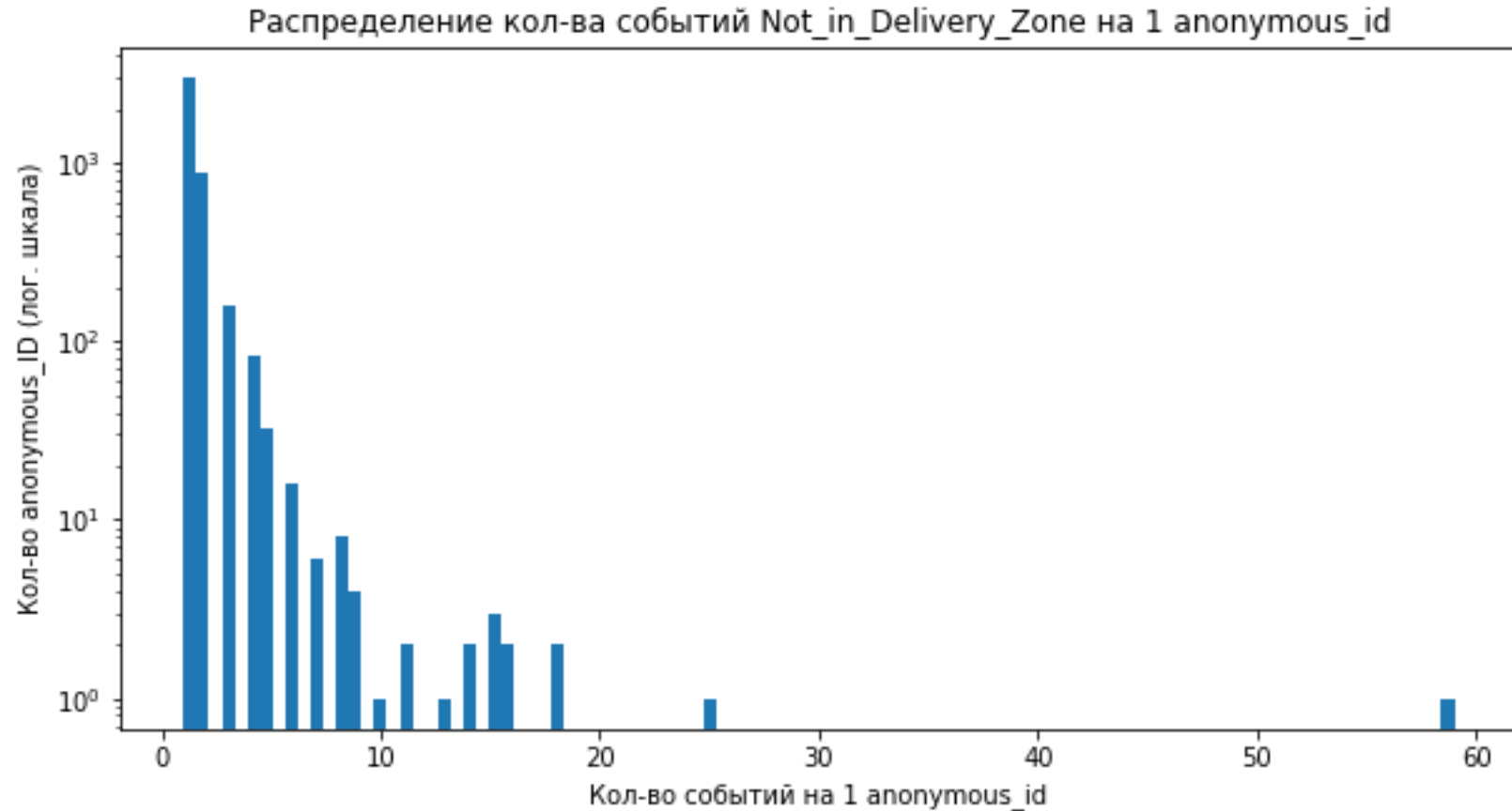
**Вывод1.** В тестовой и контрольной группе попадают события, которые там не должны быть. **Исключим**, т.к. если у an...s\_id был пользовательский опыт из разных групп, то его опыт использовать нельзя.

Объясняться может тем, что an...s\_id уже заходил на сайт до того, как попал в группу. Этот момент не проверялся на данном этапе.

**Вывод2.** Есть события, которые не описаны в задаче: «address», «add\_alcohol». Возможно, это какие-то стандартные хиты для добавления в корзину товара. Тем не менее, **пока данная информация не прояснена у оунера**, предлагается их исключить.

**Вывод3:** Важно иметь session\_id со справочником к какому эксперименту сейчас относятся, т.к. иначе нет ясности в других таблицах, к какому эксперименту данных хит, с учетом потенциальных ошибок и накладок...

# Address\_Not\_in\_Delivery\_Zone



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

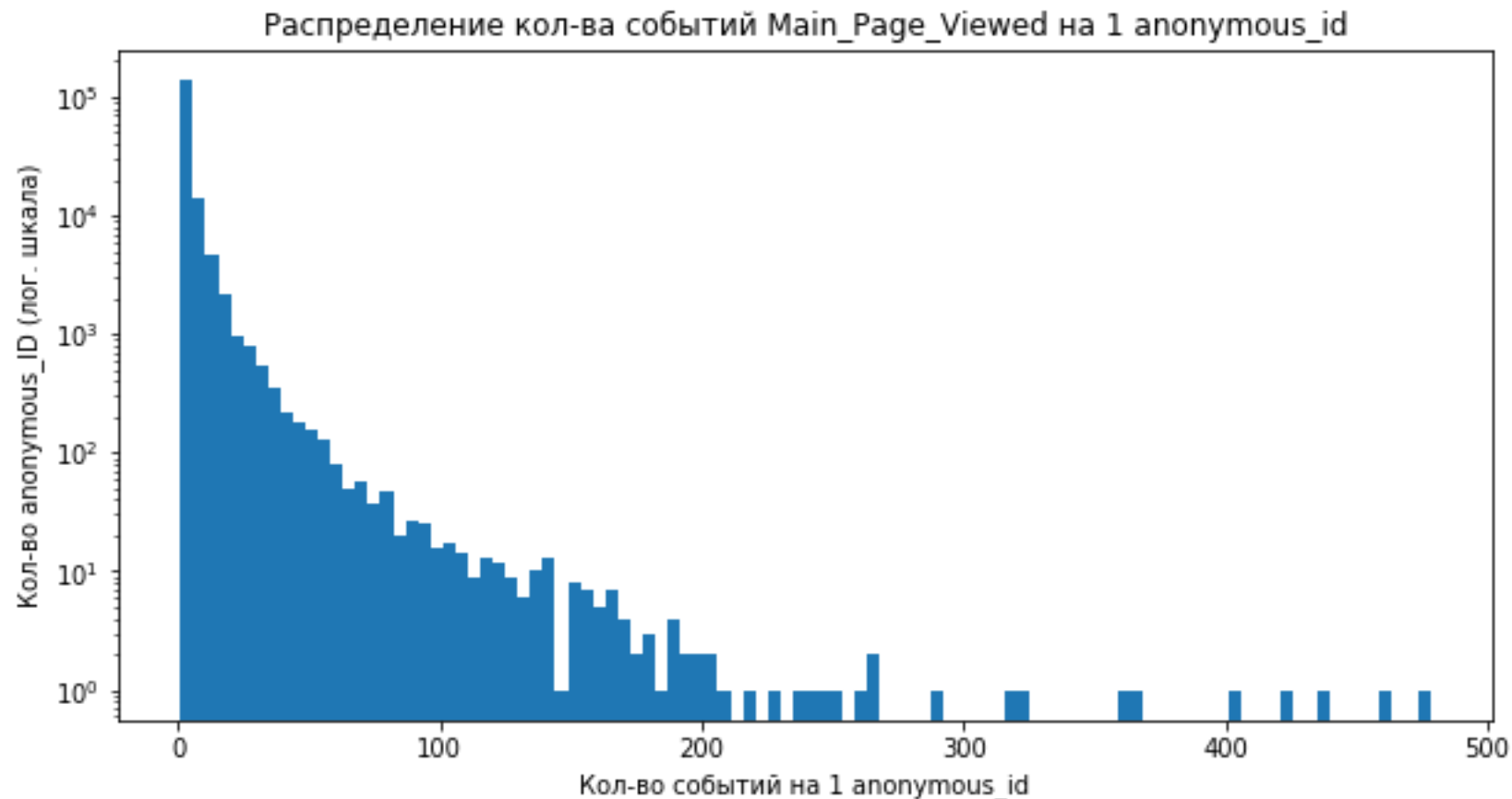
**Вывод:** есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id

**99% перцентиль = 6**

**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >6 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**

# Main\_Page\_Viewed



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

**Вывод:** есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id

**99% перцентиль = 34**

**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >34 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**

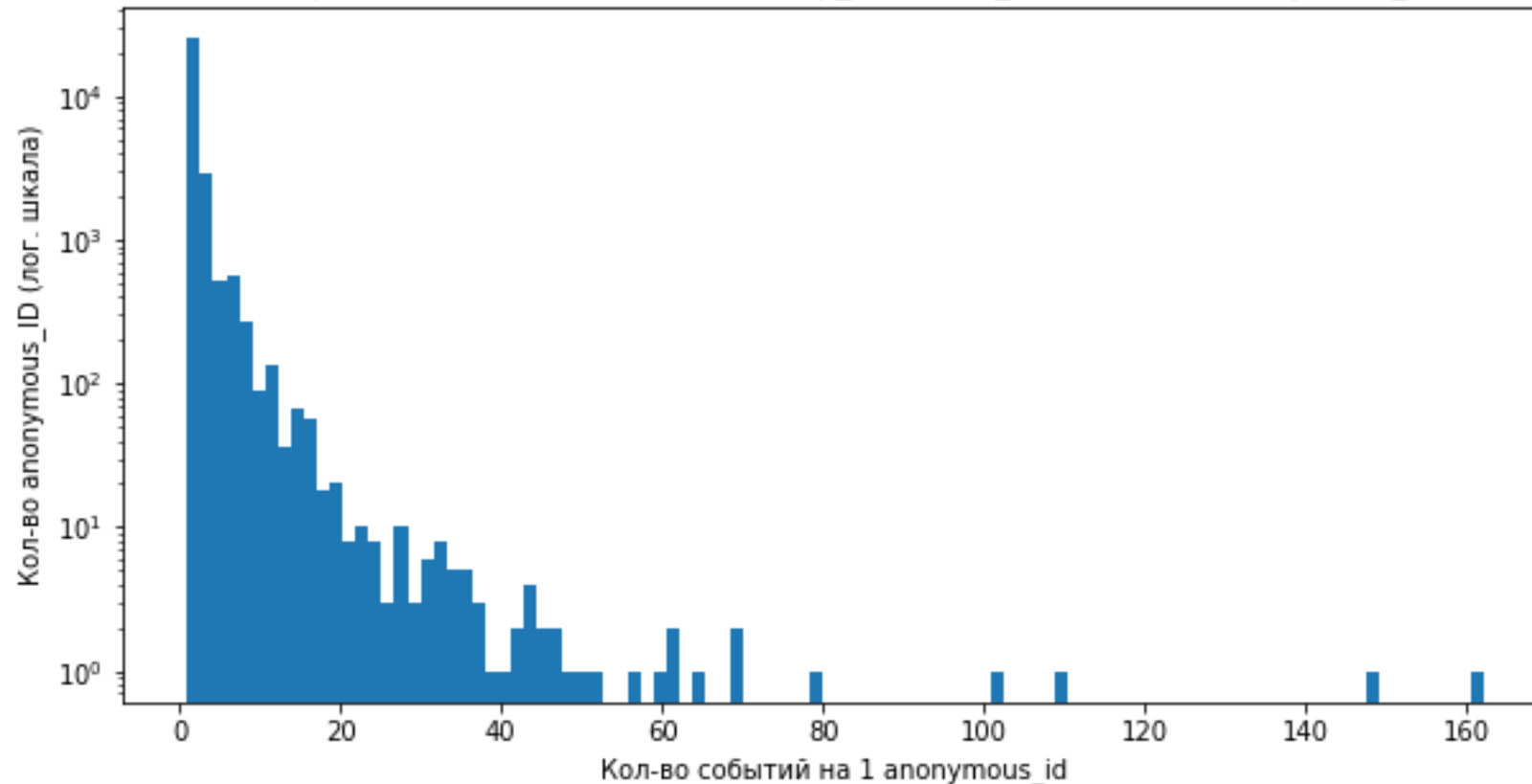
# Main\_Page\_Viewed

retailer_id	count
1	218977
29	150384
57	108035
93	19502
33	12031
97	10287
25	6855
193	5750
69	5342
229	5140

Обратим внимание, что магазины 1,29,57  
явные лидеры по числу событий

# Shop\_Celection\_Started\*

Распределение кол-ва событий Shop\_Celection\_Started на 1 anonymous\_id



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

**Вывод:** есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id

**99% перцентиль = 12**

**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >12 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**

\* Грамматическая ошибка в "Celection" сохранена, как в источнике

# Shop\_Celection\_Started

source	count
address_modal	14290
header	36553
landing	6564

source	group	Count_in_group	Count_total	rate
address_modal	address_first	1196	15975	0.07
	default	14779		0.92
header	address_first	27828	252203	0.11
	default	224375		0.88
landing	address_first	8024	8060	0.99
	default	36		0.004

Построена сводная таблица распределения неunikальных событий по разным источникам и по группам для теста.

**Вывод1.** Есть ошибки деления на группы. Тестовая группа попадала на путь контрольной и наоборот. Исключим.

**Вывод2.** Похоже, проводился еще эксперимент параллельно (событий Header больше 50%). Пропорция внутри Header между тестом и контролем говорит о том, что его нельзя отнести ни к тесту, ни к контролю. Лучше расчеты провести без этого источника, **исключив все anonymous\_id с ним. Тем не менее необходимо прояснить это событие у Оунера.**

Если параметр указывает на независимый эксперимент, то необходимо сбалансировать присутствия *an...s\_id* из этих экспериментов в тесте и контроле, чтобы сохранилась пропорция.

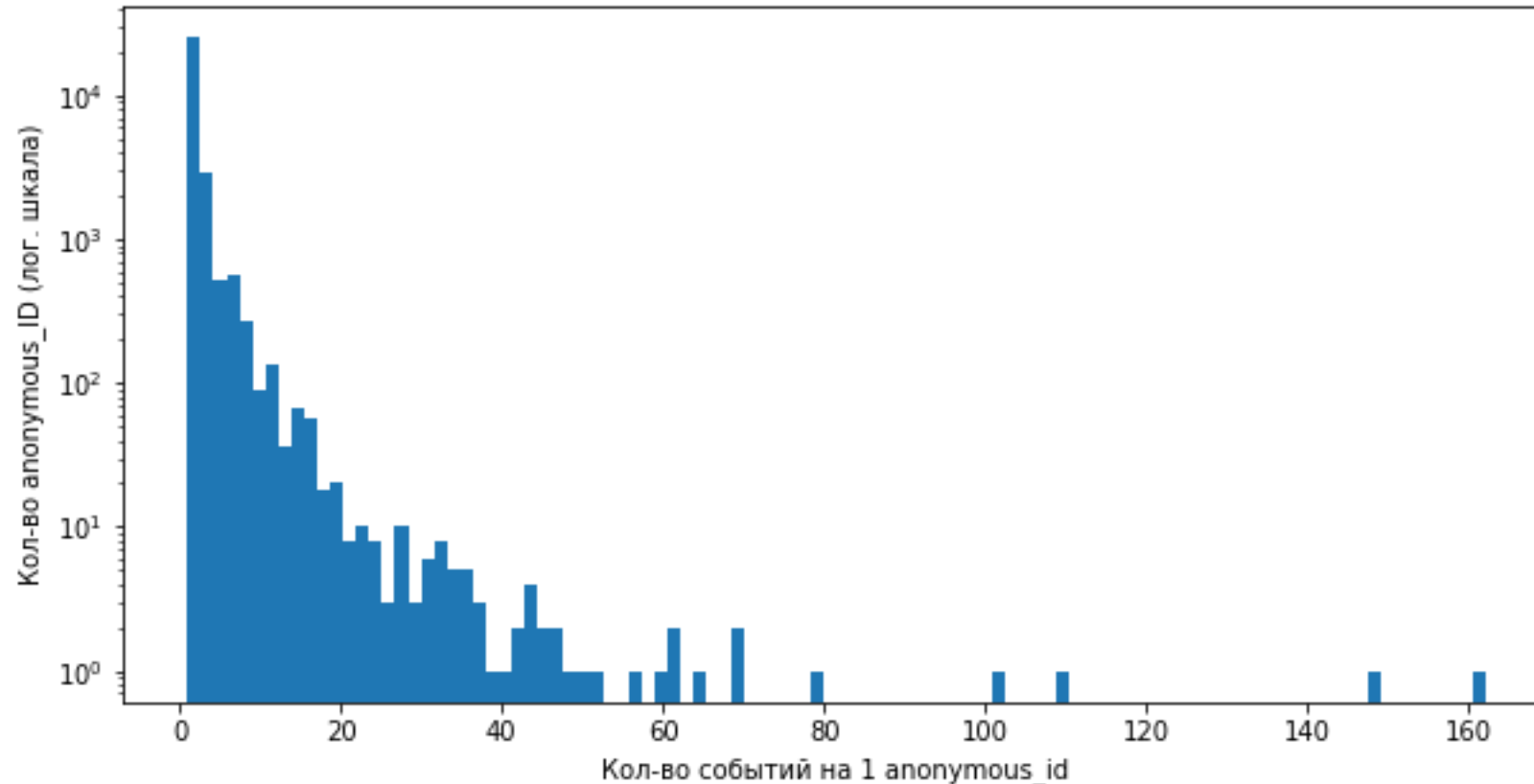
Если это одно из событий текущего эксперимента, которое не описано в задаче, то скрипт разработаем так, чтобы легко добавить его.

**Вывод3.** Отсутствие session\_id вносит подозрения на корректность эксперимента. Необходимо знать номер сессии и понимать в каком эксперименте она участвует.

Скрипт python3 для расчетов: <https://clck.ru/UqZw7>

# Shop\_Selected

Распределение кол-ва событий Shop\_Selected на 1 anonymous\_id



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

**Вывод:** есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id

**99% перцентиль = 32**

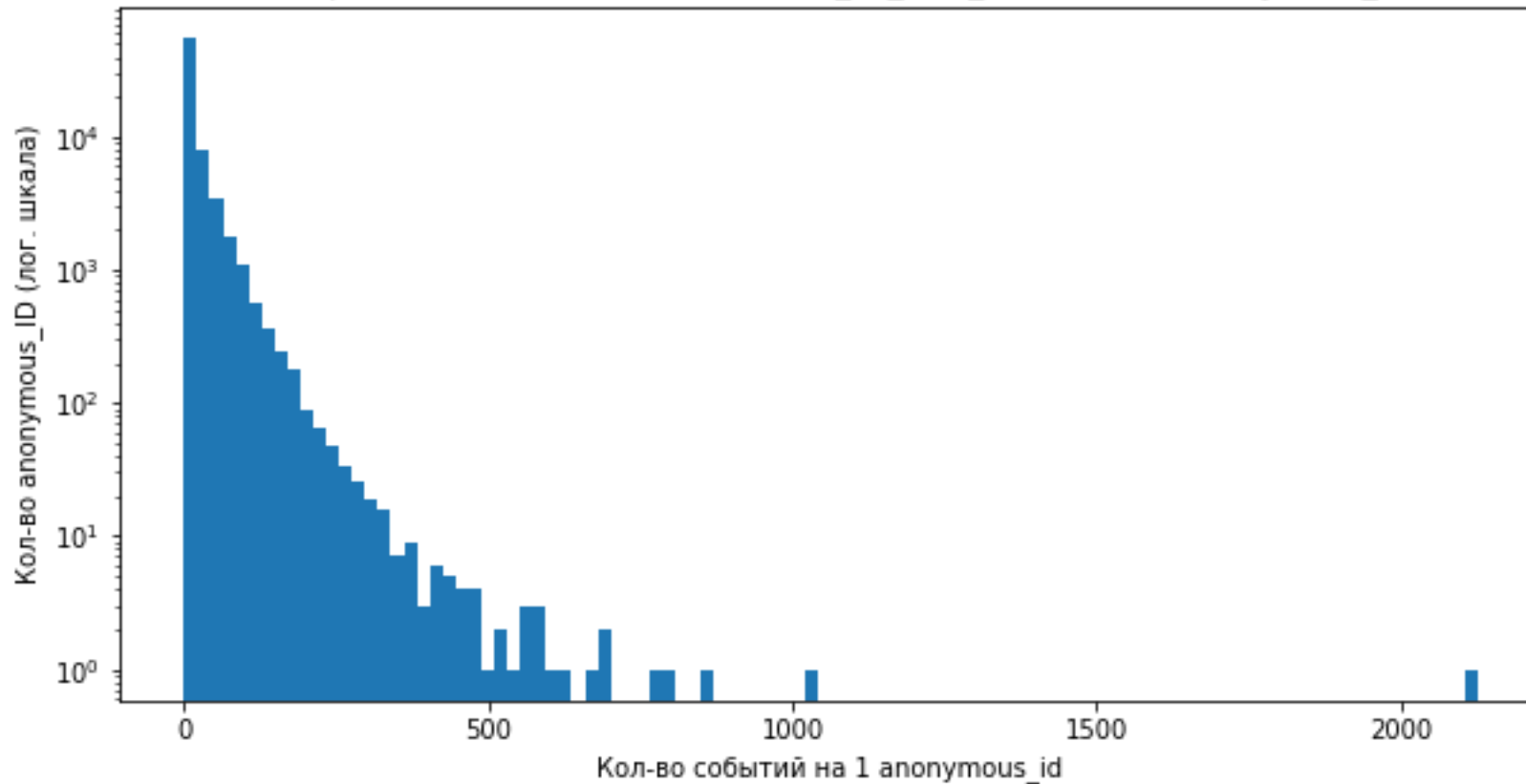
**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >32 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**



# Add\_To\_Cart\_Clicked

Распределение кол-ва событий Add\_To\_Cart\_Clicked на 1 anonymous\_id



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

**Вывод: есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id**

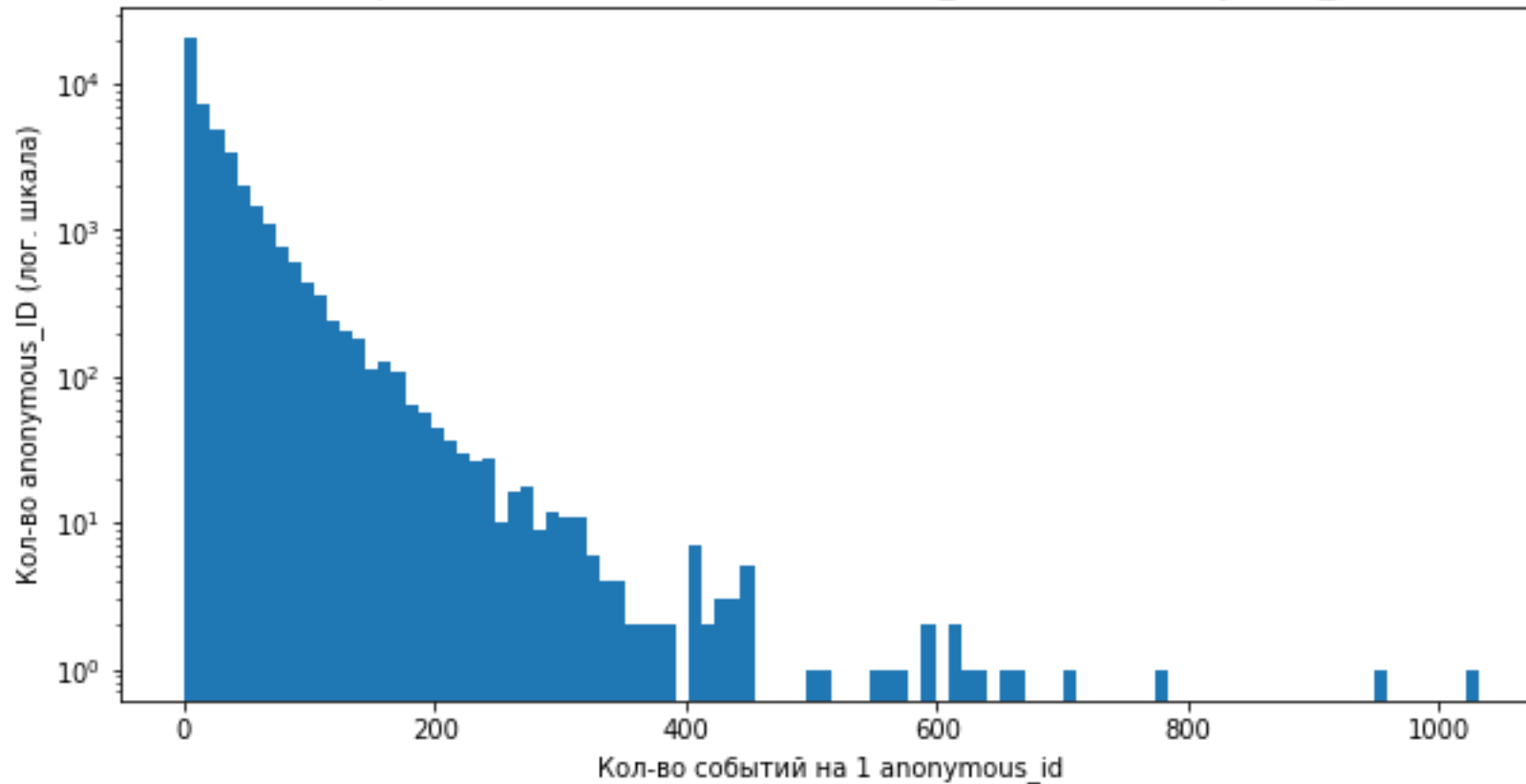
**99% перцентиль = 155**

**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >155 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**

# Product\_Added

Распределение кол-ва событий Product\_Added на 1 anonymous\_id



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

**Вывод: есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id**

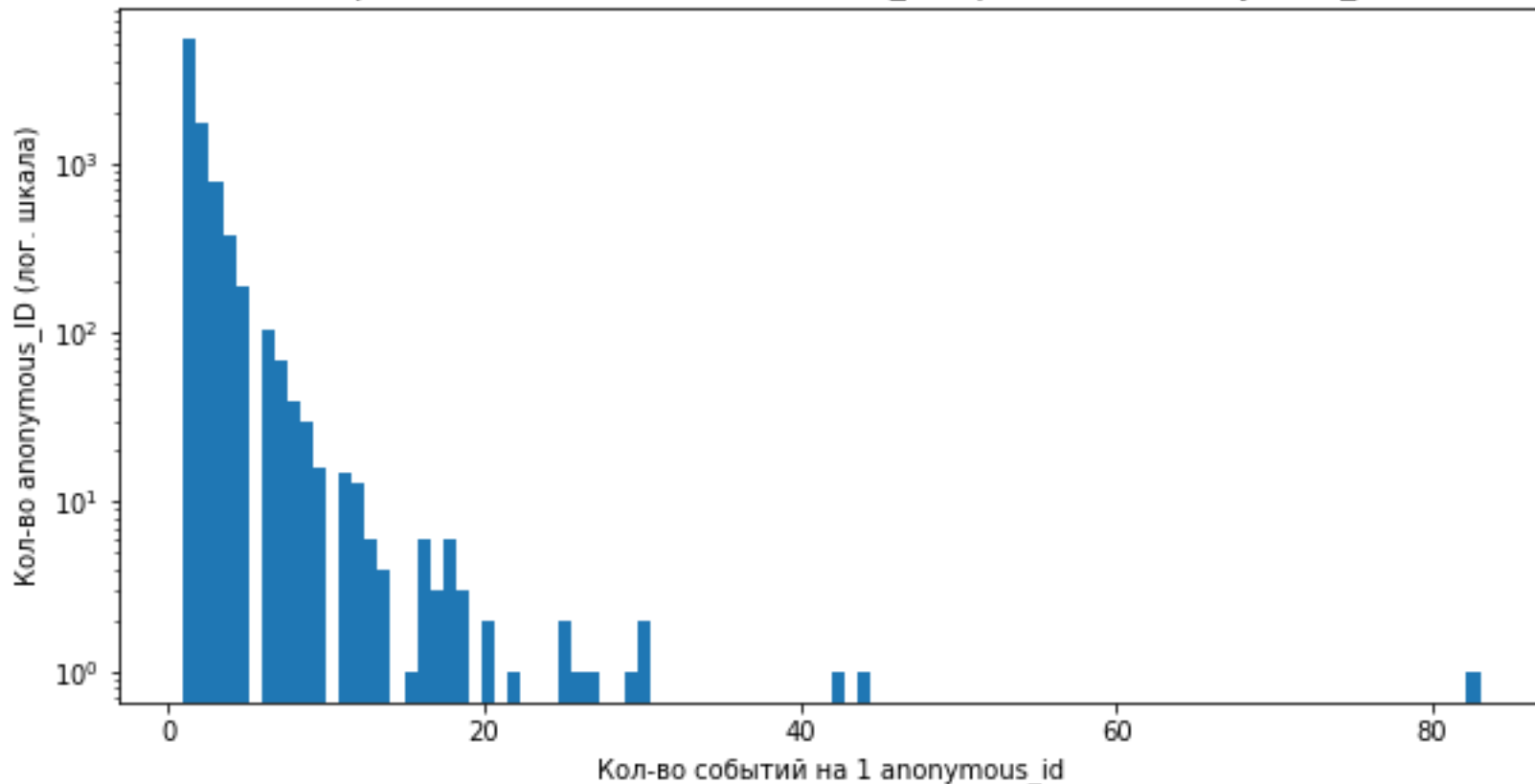
**99% перцентиль = 175**

**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >175 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**

# Order\_completed

Распределение кол-ва событий Order\_Completed на 1 anonymous\_id



Алгоритм построения

1. Расчет кол-ва событий на 1 Anonymous\_ID
2. Построение гистограммы (для демонстрации)
3. Ось Y логарифмическая

**Вывод: есть аномальные выбросы кол-ва событий на один anonymous\_id**

**99% перцентиль = 9**

**Будем считать кол-во событий на один anonymous\_id >9 аномальными**

**Удалим аномальные anonymous\_id**

# Гипотеза по аномально большим событиям

- Большое количество действий, часть из них завершены заказами, выполняются преимущественно на десктопных устройствах или планшетах с высокой регулярностью. (см. табл. на след. слайде)
- Можно предположить, что эти заказы выполняют профессиональные закупщики – рестораны, общепиты, мелкие ретейлеры.

# Гипотеза по аномально большим событиям.

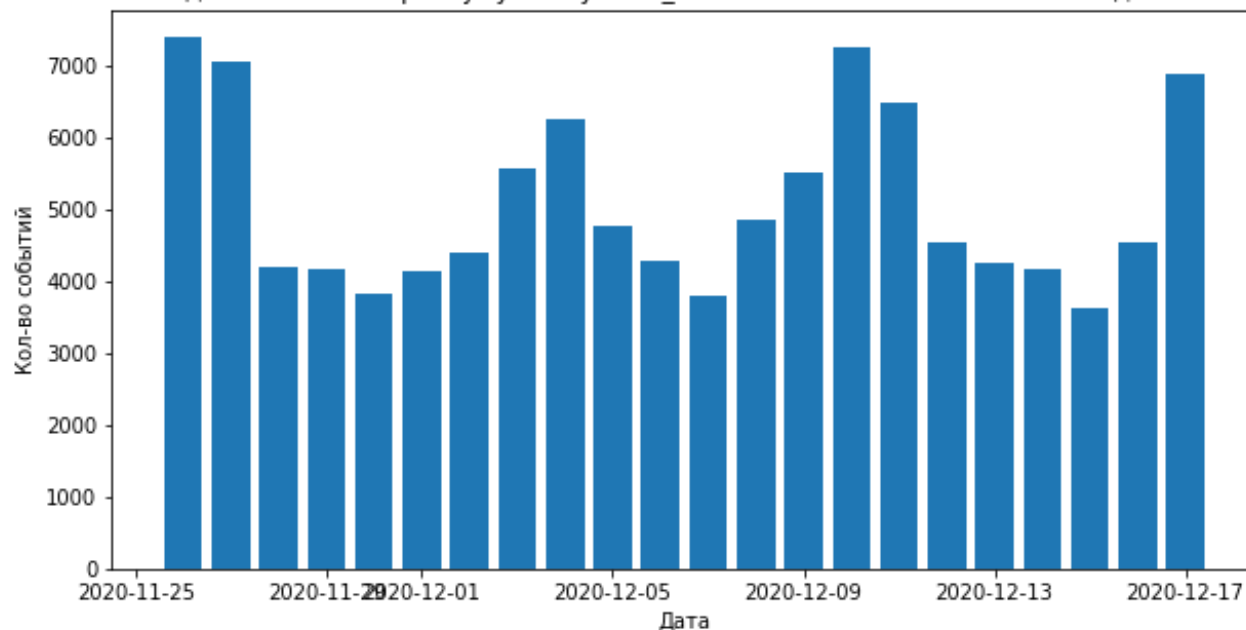
## Аргументы

Распределение по устройствам пользователя с аномальным кол-во событий Product\_Added

Тип устройств	Кол-во устройств во всей выборке	Уникальны пользователи, которые добавляют товар	Доля от общего числа
desktop	184130	373	0.002026
mobile	298372	58	0.000194
tablet	6549	10	0.001527

1. Доля ID с аномально большими кол-вами заказах в десктопах значительно больше, чем в мобильных

Кол-во событий "добавления в корзину" у anonymous\_id с аномально большим кол-вом добавлений в корзину



2. кол-во действий от этих пользователей растет в нестандартное для физлиц дни недели

26.11 - чтв

27.11 - птн

03.12 - чтв

04.12 - птн

10.12 - чтв

11.12 - птн

17.12 - чтв

# Дополнительно

- Исключены anonymous\_id, которые попали в обе группы

```
select anonymous_id, count(distinct group)
from AB_Test_Hit
group by anonymous_id
having count(distinct group) =1
```

- Исключены anonymous\_id, которые были в контроле, но источник в таблицах «Address Change Initiated» или «Shop\_Selected» у них “landing”
- Исключены anonymous\_id, которые были в тесте, но источник в таблицах «Address Change Initiated» или «Shop\_Selected» у них “add\_product” или “address\_modal”

# Эксперимент

# Гипотезы для проверки

- **H1.** Измененный LP + путь выбора адреса конвертирует в Main\_Page также, как первоначальный LP
- **H2.** Конверсия в тестовой группе с LP в заверченный заказ больше контрольной
- **H3.** Конверсия в тестовой группе с LP в добавление товара больше контрольной
- **H4.** Тестовый LP дает процент отказов такой же, как контрольный LP
- **H5.** В тестовой группе конверсия с Main\_Page в добавление товара больше, чем в контрольной
- **H6.** В тестовой группе конверсия с Main\_Page в завершение заказа больше, чем в контрольной

Все гипотезы исследовать в «сессиях»



# Методология

1. Исключить все аномалии и сомнительные моменты (по source)
2. Построить сессии
  - Берем только тех, кто по нашим данным впервые на сайте
  - Сессией считаем все события которые находятся по времени между двумя посещениями LP
  - Время завершения последней сессии в рамках anonymous\_id = последнему timestamp в эксперименте.

Например:

LP->Main\_Page->LP даст 2 сессии.

LP->LP->LP даст 3 сессии.
3. Определить сессии с целевыми действиями
4. Рассчитать конверсии
5. Применить t-test для процентных величин (конверсий)

# Частые обозначения

- **cnt\_total\_control** – общее кол-во событий в контроле
- **cnt\_target\_control** – целевое кол-во событий в контроле
- **CR\_control** – конверсия в контроле
- **cnt\_total\_test** - общее кол-во событий в тесте
- **cnt\_target\_test** - общее кол-во событий в тесте
- **CR\_test** - конверсия в контроле
- **Bounce\_r\_c/Bounce\_r\_t** – процент отказов в контроле/тесте
- **Bounce\_sess\_c/Bounce\_sess\_t** – сессии с отказами контр./тест

# Результаты 1

Конверсия с LP в Main\_Page:

cnt_total_control	cnt_target_control	CR_control	cnt_total_test	cnt_target_test	CR_test	ttest
217706	70599	0.324286	17431	809	0.046412	True

**H1.** гипотеза 1 стат.значимо провалилась. В контрольной группе конверсия с LP в главную страницу в несколько раз больше тестовой

Конверсия с LP в заказ:

cnt_total_control	cnt_target_control	CR_control	cnt_total_test	cnt_target_test	CR_test	ttest
217706	1172	0.005383	17431	80	0.00459	False

**H2.** Результат статистически не различим. Гипотеза 2 не подтвердилась

# Результаты 2

## Конверсия с LP в добавление товара

cnt_total_control	cnt_target_control	CR_control	cnt_total_test	cnt_target_test	CR_test	ttest
217706	7504	0.034469	17431	365	0.02094	True

**НЗ.** гипотеза 3 статистически значимо опровергнута. В тестовой группе конверсия с LP в добавление товара стат. значимо меньше контрольной

## Конверсия из LP в добавление товара зависит от типа девайса

cnt_total_control	cnt_target_control	CR_control	cnt_total_test	cnt_target_test	CR_test	ttest	cnt_total_control
desktop	82991	4812	0.057982	7619	335	0.043969	True
mobile	131472	2605	0.019814	9515	25	0.002627	True
tablet	3242	86	0.026527	296	5	0.016892	False

Хуже всего ситуация изменилась в мобильных устройствах

# Результаты 3

## Отказы LP

Cnt_total_control	Bounce_sess_c	Bounce_r_c	cnt_total_test	Bounce_sess_t	Bounce_r_t	ttest
217706	146974	0.675103	17431	16312	0.935804	True

**H4.** гипотеза 4 статистически значимо опровергнута. В тестовой группе отказы стат. значимо больше контрольной

Device_type	Cnt_total_control	Bounce_sess_c	Bounce_r_c	cnt_total_test	Bounce_sess_t	Bounce_r_t	ttest
desktop	82991	58533	0.705293	7619	6938	0.910618	True
mobile	131472	86182	0.655516	9515	9089	0.955229	True
tablet	3242	2265	0.698643	296	284	0.959459	True

Хуже всего ситуация изменилась в мобильных устройствах

# Результаты 4

Конверсия с Main\_Page в добавление товара:

cnt_total_control	cnt_target_control	CR_control	cnt_total_test	cnt_target_test	CR_test	ttest
70599	7504	0.10629	809	365	0.451174	True

**H5.** гипотеза 5 статистически значимо подтвердилась. В тестовой группе конверсия с Main\_Page в добавление товара в несколько раз больше контрольной

Конверсия с Main\_Page в завершение заказа:

cnt_total_control	cnt_target_control	CR_control	cnt_total_test	cnt_target_test	CR_test	ttest
70599	1172	0.016601	809	80	0.098888	True

**H6.** гипотеза 6 статистически значимо подтвердилась. В тестовой группе конверсия с Main\_Page в заказ в несколько раз больше тестовой

# Результаты 5

Стат. значимое различие

Конверсия из Main\_Page в добавление товара по ретэйлерам\*

Retailer_id	cnt_total_control	cnt_target_control	CR_control	cnt_total_test	cnt_target_test	CR_test	ttest	
29	27804	3092	0.111207	296	107	0.361486	True	+25%
1	27670	4327	0.156379	1007	346	0.343595	True	+19%
57	16745	1900	0.113467	263	88	0.334601	True	
93	3531	116	0.032852	8	2	0.250000	False	
33	2169	165	0.076072	4	1	0.250000	False	

Прирост CR в тесте над контролем разный от retailer\_id

**Идея1 (для следующего эксперимента):** добавление ретэйлеров, проработка Main\_Page ретэйлера и развитие доставки влияет на общую конверсию

**Идея2 (для следующего эксперимента):** изменение последовательности по-разному оказала влияние на разных ретейлеров (надо больше данных для проверки)

\*Построены сессии, где разделителем начала и конца Main\_Page.

Скрипт python3 для расчетов: <https://clck.ru/UqZw7>

# Результаты 6

Конверсия из Main\_Page в добавление товара по устройствам\*

Device_type	cnt_total_control	cnt_target_control	CR_control	cnt_total_test	cnt_target_test	CR_test	ttest
mobile	66018	3397	0.051456	328	33	0.100610	True
desktop	38555	6823	0.176968	1310	521	0.397710	True
tablet	1446	106	0.073306	13	6	0.461538	False

Прирост конверсии в desktop больше мобильных устройств

*\*Построены сессии, где разделителем начала и конца Main\_Page.*



# Выводы1

В тестовой группе:

- Конверсия из LP в заказ стат. значимо не изменилась
- Конверсия из LP в Main\_Page стат. значимо ухудшилась
- Конверсия из LP в добавление товара стат. значимо ухудшилась
- Процент отказов LP стат. значимо вырос
- Конверсия с Main\_Page в добавление товара выросла
- Конверсия с Main\_Page в заказ выросла

# Выводы2

Измененная последовательность позволила улучшить часть пути пользователя с Main\_Page в добавление товаров и заказ,

но глобально результат был поглощен независимым экспериментом с Лендингом

В итоге конверсии в заказ теста и контроля не различимы

# Следующие шаги

1. Проговорить с Оунером, что все события, которые были исключены, не относятся к эксперименту (это надо было обсудить до расчетов 😊)
2. Объяснить, что необходимо провести повторно эксперимент без изменения LP. Предварительно устранить все выявленные ошибки
  1. рассчитать размеры выборок
  2. установить трекер сессий по всем страницам
  3. создать справочник {сессия: эксперименты}
  4. устранить технические проблемы с перекидыванием пользователей в разные группы
3. Если эксперимент повторно подтвердится (или повторно провести уже нельзя), то раскатать в прод новую последовательность с тестовым LP
4. Протестировать разные LP сократить отказы, особенно на мобильном
5. Протестировать разные адресные модалки. Увеличить CR в Main\_Page
6. Подключать новых партнеров и развивать доставку, чтобы исключить тех, пользователей, к которым не может быть доставлен товар. Тем самым, увеличивать конверсию из адресной модалки в Main\_Page