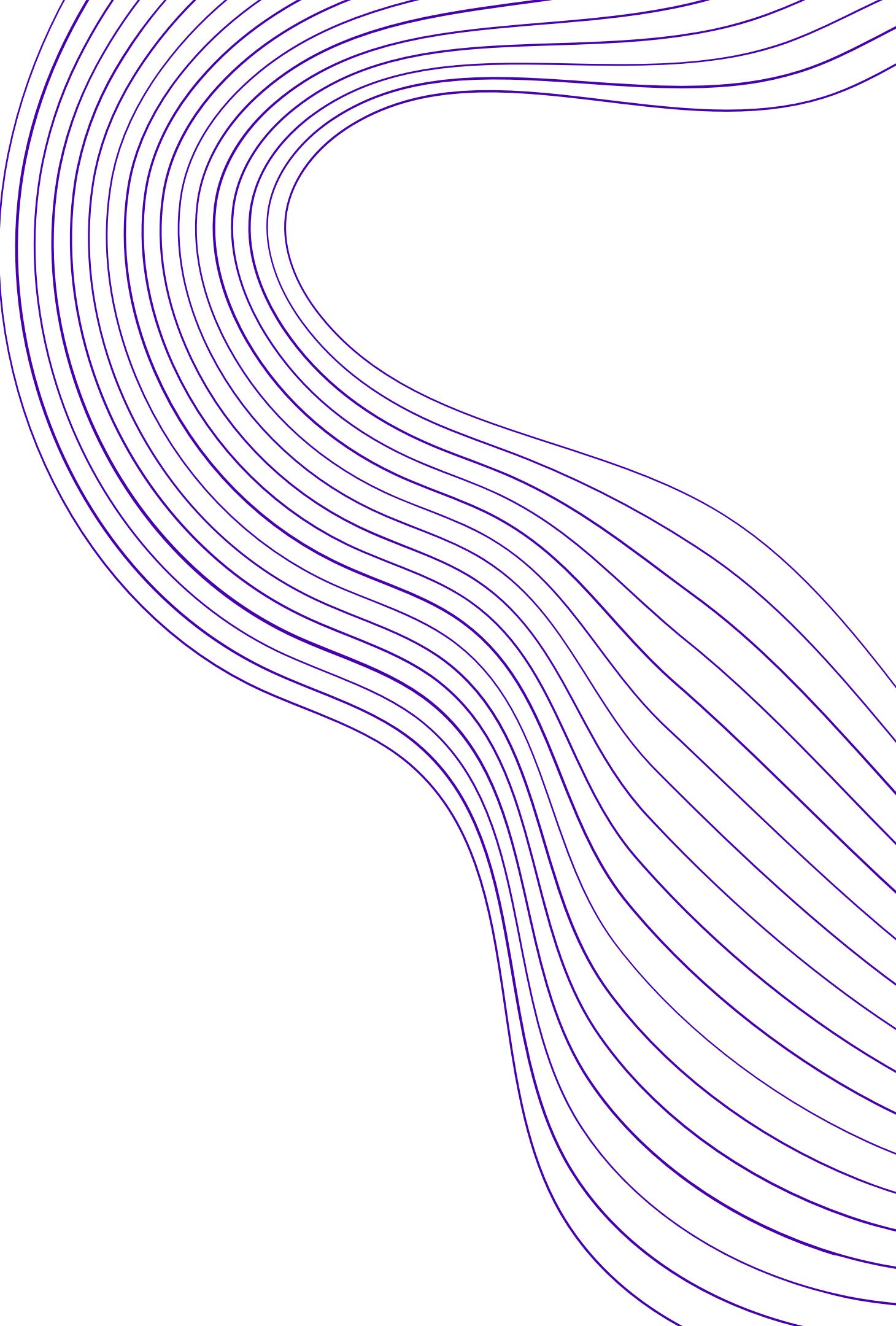


**01**

АНАЛИЗ А/В ТЕСТА | МАЙ 2021

# Анализ А/В теста



# Содержание

## Дизайн теста

- ошибки
- как исправить
- что ещё было проверено

## Анализ

- метрики
- вывод

## Аномалии

- девайсы
- браузеры

## Самое важное

# Дизайн теста

## Какие ошибки были допущены

### 1. Более чем одно изменение

Когда мы проводим А/В тест, можно менять только один параметр. Иначе мы не поймём, какой из факторов действительно повлиял на конверсию. В этом кейсе первая страница отличается не только наличием или отсутствием поля для адреса, но и дизайном логотипа, фоновым изображением и перечисленными магазинами-партнёрами.

# Дизайн теста

## **Какие ошибки были допущены**

### **2. Разное количество пользователей в каждой группе**

Посетителей нужно делить на две примерно равные группы. В этом тесте разделение совсем не близко к 50 на 50. В категории address\_first – 56 310 человек, а в группе default – 446 474 пользователя. Это почти в 8 раз больше, чем в первой группе.

# Дизайн теста

## Как можно улучшить тест

### 1. Сделать только одно изменение

Логотип «Сбер Маркета», фоновое изображение и другие детали должны остаться прежними. Единственное, что должно поменяться, – что мы просим сделать первым: выбрать магазин или ввести адрес.

### 2. Разделить пользователей на две равные группы

Всего на лендинг зашло 502784 человека. Значит в каждой группе должно быть примерно по 250000 пользователей.

# Дизайн теста

**Что ещё я проверила, но ошибок не нашла**

## 1. Длительность эксперимента

Самый первый пользователь зашёл на лендинг 2020-11-26 00:00:10.318 UTC.  
Последний пользователь зашёл 2020-12-10 23:59:57.308 UTC. То есть тест  
длился около двух недель.

# Дизайн теста

Что **ещё** я проверила, но ошибок не нашла

**2. Насколько тестовая и контрольная группы похожи**

По типу устройств группы  
довольно похожи.

group	device_type	amount	percent
address_first	console	1	0.0018
address_first	desktop	21019	37.3273
address_first	mobile	34505	61.2769
address_first	smarttv	1	0.0018
address_first	tablet	784	1.3923
default	console	17	0.0038
default	desktop	169461	37.9554
default	mobile	271025	60.7034
default	smarttv	15	0.0034
default	tablet	5956	1.334

# Дизайн теста

Что ещё я проверила, но ошибок не нашла

2. Насколько тестовая и контрольная группы похожи  
По браузерам тоже нет «перекосов».

"group"	browser	amount	percent
default	Chrome	222269	49.7832
address_first	Chrome	27976	49.6821
default	Mobile Safari	74468	16.6791
address_first	Mobile Safari	9304	16.5228
address_first	Yandex	6036	10.7192
default	Yandex	47565	10.6535
address_first	Chrome WebView	2194	3.8963
default	Chrome WebView	16705	3.7415
address_first	WebKit	2061	3.6601
default	WebKit	15984	3.5801
address_first	Samsung Browser	1799	3.1948
default	Samsung Browser	14228	3.1867
address_first	Firefox	1692	3.0048

# Дизайн теста

Что **ещё** я проверила, но ошибок не нашла

## 2. Насколько тестовая и контрольная группы похожи

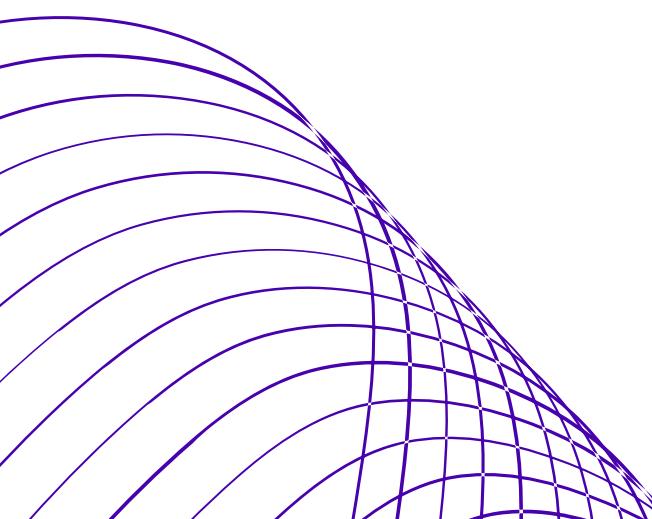
По операционным системам тоже всё равномерно.

"group"	os	amount	percent
address_first	Android	22173	39.3767
default	Android	173316	38.8188
default	Windows	123521	27.6659
address_first	Windows	15333	27.2296
address_first	iOS	13262	23.5518
default	iOS	104911	23.4977
default	Linux	31422	7.0378
address_first	Linux	3897	6.9206
default	Mac OS	12717	2.8483
address_first	Mac OS	1567	2.7828
address_first	Ubuntu	62	0.1101
default	Ubuntu	455	0.1019
address_first	Fedora	6	0.0107
default	Chromium OS	45	0.0101
address_first	Chromium OS	5	0.0089
default	Windows Phone	33	0.0074

# Анализ теста

## Конверсия

Идеально считать конверсию в добавление в корзину. Однако у нас есть только id покупателей, а не id сессий. Так, человек с id N мог зайти на лендинг 3 раза и положить в корзину 12 товаров. Сложно понять, он положил все эти товары в корзину за одну сессию, или он положил 4 товаров в первую сессию, 8 во вторую и 0 в третью, или ещё какой вариант. Можно смотреть на время захода на лендинг и время добавления в корзину, но так легко ошибиться. Поэтому я расчитала конверсию в покупку.



# Анализ теста

## Конверсия

Конверсия группы address\_first:  $2748 / 42214 * 100\% = \sim 6.51\%$

Конверсия группы default:  $21537 / 356396 * 100\% = \sim 6.04\%$

"group"	"COUNT(Order_completed.anonymous_id)"
address_first	2748
default	21537

"group"	"COUNT(Landing_viewed.anonymous_id)"
address_first	42214
default	356396

# Анализ теста

## Конверсия

Так как р-значение < 0,05 (альфа), разница статистически значима. Значит, с 95% уверенностью мы можем утверждать, что изменения с адресом привели к росту конверсии.



Conversion Rate Control	Conversions A / Visitors A	6.04%	Conversion Rate B	Conversions B / Visitors B	6.51%	Relative uplift in Conversion Rate	$CR_B - CR_A / CR_A$	7.72%
Observed Power		99.96%	p value		0.0001	Z-score	$( CR_B - CR_A ) / SE_{difference}$	3.6884
Standard error A	$( CR_A * (1-CR_A) / Visitors_A )^{1/2}$	0.000399	Standard error B	$( CR_B * (1-CR_B) / Visitors_B )^{1/2}$	0.001201	Std. Error of difference	$SE_{difference} = ( SE_A^2 + SE_B^2 )^{1/2}$	0.001265

# Анализ теста

## Bounce Rate

Bounce rate – процент посетителей, которые просмотрели только одну страницу.

Так как в default группе вторая страница – main page и попасть на неё можно не только с первой страницы, а в таблице main page view нет параметра source, то пришлось считать уникальных пользователей. Такой подход может занизить bounce rate.

Группа default:  $(187372 - 145740) / 187372 * 100 = \sim 22.22\%$

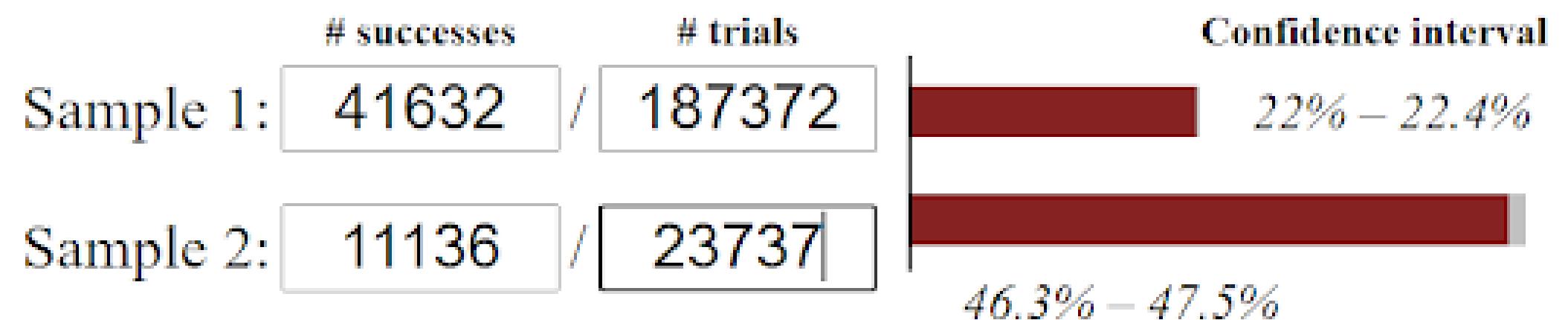
Группа address\_first:  $(23737 - 12601) / 23737 * 100 = \sim 46.91\%$

"group": "default"	"COUNT(DISTINCT Main_page_viewed.anonymous_id)" :	145740
"group": "default"	"COUNT(DISTINCT Landing_viewed.anonymous_id)" :	187372
"group": "address_first"	"COUNT(DISTINCT Address_change_initiated.anonymous_id)" :	12601
"group": "address_first"	"COUNT(DISTINCT Landing_viewed.anonymous_id)" :	23737

# Анализ теста

## Bounce Rate

Доверительные интервалы не пересекаются. Значит с 95% уверенностью можно утверждать, что bounce rate тестовой группы больше bounce rate контрольной группы.



# Анализ теста

## Bounce Rate

В таблице Address\_change\_initiated есть поле source. Значит, для тестовой группы можно посчитать bounce rate более точно.

$$(42214 - 13946) / 42214 * 100 = \\ \sim 66.96\%$$

"group"	"COUNT(Address_change_initiated.anonymous_id)"
address_first	14138

"group"	"COUNT(Landing_viewed.anonymous_id)"
address_first	42214

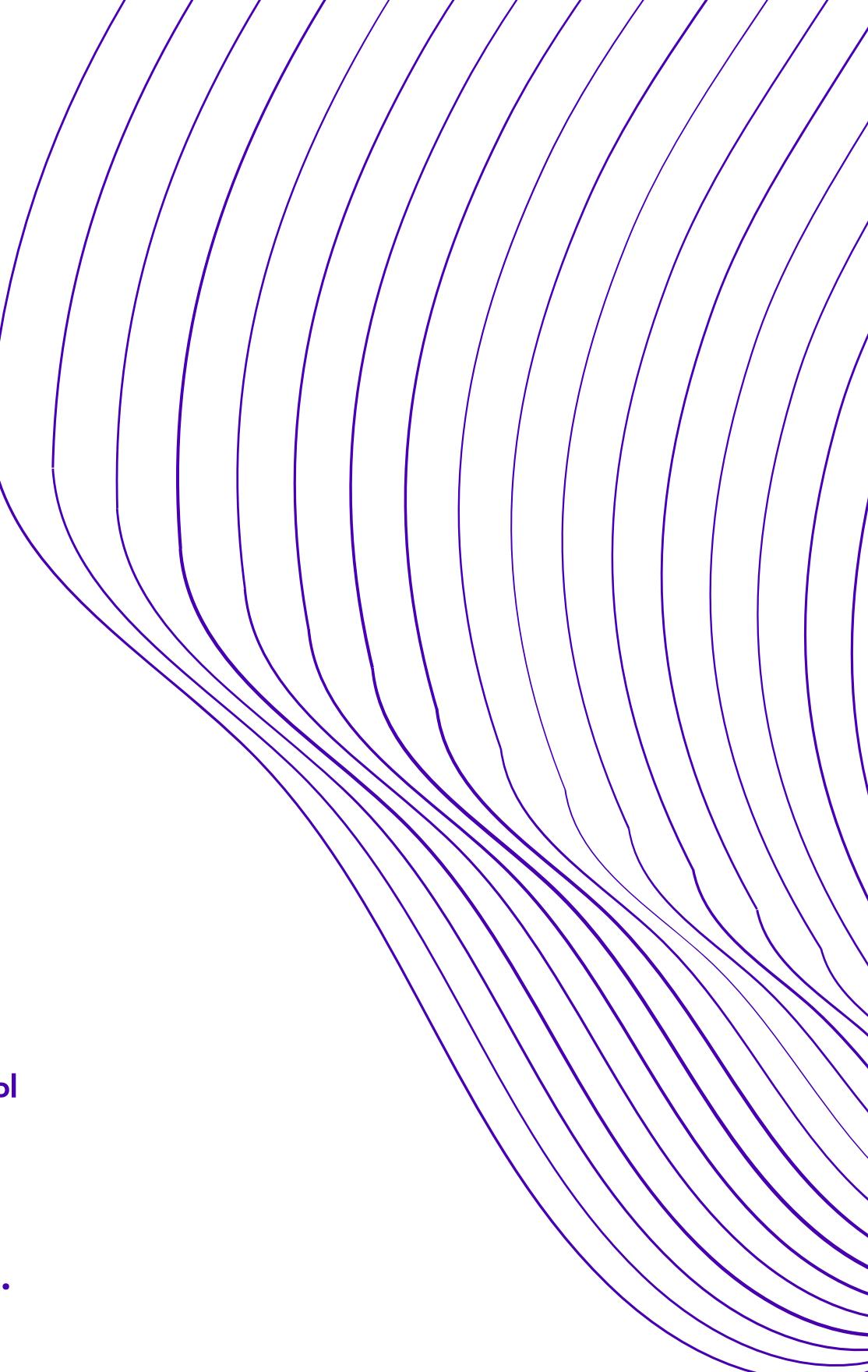
Тогда bounce rate становится ещё выше.

# Анализ теста

## Вывод

И конверсия и bounce rate выросли. Конверсия повысилась – значит, мы на верном пути. Однако нужно проводить дальнейшие тесты, чтобы уменьшить bounce rate.

Можно пробовать разные формулировки подписи, которая объясняет, зачем мы спрашиваем адрес. Можно оставить в адресе только город и улицу, а номер дома спрашивать при оформлении заказа. Возможно, какие-то пользователи считают адрес личной информацией и не хотят сразу вводить полные данные.



# Аномалии

Первая странность – ни один пользователь, зашедший с консоли, не совершил покупку.

Всего таких пользователей было 18.

Возможная причина – интерфейс совсем не подходит для консолей. Поэтому покупателям неудобно выбирать товары, и они не завершают покупку.

device_type	"COUNT(device_type)"
console	18
desktop	190480
mobile	305530
smarttv	16
tablet	6740

device_type	beginning_devices	ordered_from_device	avg_sum_of_order
desktop	190480	18455	6988.39
mobile	305530	5222	3886.98
smarttv	16	5	10988.59
tablet	6740	603	3657.25

# Аномалии

Доля совершивших покупку по остальным устройствам:

компьютер = ~ 9.69%

мобильный телефон = ~ 1.71%

умный телевизор = ~ 31.25%

планшет = ~ 8.95%

- У умных телевизоров аномально высокий процент.
- Средний чек заказов со smartTV самый большой – почти 11 тысяч. Скорее всего, люди, которые купили smartTV, более состоятельные -> тратят на покупки больше денег. Второе объяснение – наличие в выборке очень дорогой покупки, которая влияет на среднее значение.

device_type	"COUNT(device_type)"
console	18
desktop	190480
mobile	305530
smarttv	16
tablet	6740

device_type	beginning_devices	ordered_from_device	avg_sum_of_order
desktop	190480	18455	6988.39
mobile	305530	5222	3886.98
smarttv	16	5	10988.59
tablet	6740	603	3657.25

# Аномалии

Доля совершивших покупку по остальным устройствам:

компьютер = ~ 9.69%

мобильный телефон = ~ 1.71%

умный телевизор = ~ 31.25%

планшет = ~ 8.95%

- У мобильных телефонов самая маленькая доля. Это может быть связано с недостаточно удобной мобильной версией сайта.

device_type	"COUNT(device_type)"
console	18
desktop	190480
mobile	305530
smarttv	16
tablet	6740

device_type	beginning_devices	ordered_from_device	avg_sum_of_order
desktop	190480	18455	6988.39
mobile	305530	5222	3886.98
smarttv	16	5	10988.59
tablet	6740	603	3657.25

# Аномалии

Percent = все посетители с этого браузера / посетители, совершившие покупку

у браузера UCBrowser процент получился больше 100. Такого не может быть. Либо мой запрос неточен, либо ошибка в данных.

browser	beginning_brows	ordered_from_brows	percent	avg_sum_of_ord
UCBrowser	429	452	105.36	7935.98
Silk	2	1	50.00	5705.78
QQBrowser	9	2	22.22	1702.32
Maxthon	60	11	18.33	7499.12
Safari	8856	952	10.75	7783.65
Edge	6081	624	10.26	6837.56
Firefox	15094	1481	9.81	5420.8
Opera	12907	1204	9.33	5262.18
Mozilla	13	1	7.69	1654.74
Yandex	53601	3799	7.09	5517.45
Waterfox	15	1	6.67	4751.05
Chrome	250245	13528	5.41	6837.85
Puffin	39	2	5.13	3051.35
Samsung Browser	16027	658	4.11	3428.68
MIUI Browser	12527	446	3.56	1628.33
Mobile Safari	83772	1064	1.27	4852.4
Opera Touch	124	1	0.81	3373.83
GSA	3594	24	0.67	2609.76
Android Browser	556	2	0.36	7558.67
WebKit	18045	20	0.11	3506.08
Chrome WebView	18899	12	0.06	3119.67

# Самое важное

Улучшить дизайн теста:

- делить пользователей поровну
- менять только один параметр

Использовать вариант лендинга, где пользователи сначала вводят адрес.

Проводить дальнейшие тесты, чтобы понять, почему пользователи уходят с первой страницы, и уменьшить bounce rate.

Выяснить:

- почему все, кто заходят с консоли, ничего не покупают
- почему со смартфонов так мало делают заказов
- есть ли ошибка в данных с браузером UC Browser

# SQL Queries

## Дизайн эксперимента

```
# сколько пользователей в каждой группе
SELECT "group", COUNT("group")
FROM AB_test_hit
GROUP BY "group";

# когда пришёл первый и последний посетитель, ~ длительность теста
SELECT min(hit_at) start, max(hit_at) end
FROM AB_test_hit;

# были ли группы одинаково разнообразными
# не было ли так, что в одной группе большинство десктопных пользователей, а в
# другой одни мобильные
SELECT "group", device_type,
       COUNT(device_type) amount,
       round(COUNT(*) / CAST( SUM(count(*))
                                over (partition by "group") as float) * 100, 4) percent
FROM AB_test_hit
GROUP BY "group", device_type;

# разнообразность групп по браузерам
SELECT "group", browser,
       COUNT(browser) amount,
       round(COUNT(*) / CAST( SUM(count(*))
                                over (partition by "group") as float) * 100, 4) percent
FROM AB_test_hit
GROUP BY "group", browser
ORDER BY browser;

# разнообразность групп по операционным системам
SELECT "group", os,
       COUNT(os) amount,
       round(COUNT(*) / CAST( SUM(count(*))
                                over (partition by "group") as float) * 100, 4) percent
FROM AB_test_hit
GROUP BY "group", os
ORDER BY os;
```

## Анализ эксперимента

```
SELECT "group", COUNT(Landing_viewed.anonymous_id)
FROM Landing_viewed
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Landing_viewed.anonymous_id = Ath.anonymous_id
```

```

GROUP BY "group";

SELECT "group", COUNT(Order_completed.anonymous_id)
FROM Order_completed
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Order_completed.anonymous_id = Ath.anonymous_id
GROUP BY "group";

# bounce rate approach 1
SELECT "group", COUNT(DISTINCT Main_page_viewed.anonymous_id)
FROM Main_page_viewed
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Main_page_viewed.anonymous_id = Ath.anonymous_id
WHERE "group" = 'default';

SELECT "group", COUNT(DISTINCT Landing_viewed.anonymous_id)
FROM Landing_viewed
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Landing_viewed.anonymous_id = Ath.anonymous_id
WHERE "group" = 'default';

SELECT "group", COUNT(DISTINCT Address_change_initiated.anonymous_id)
FROM Address_change_initiated
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Address_change_initiated.anonymous_id =
Ath.anonymous_id
WHERE "group" = 'address_first';

SELECT "group", COUNT(DISTINCT Landing_viewed.anonymous_id)
FROM Landing_viewed
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Landing_viewed.anonymous_id = Ath.anonymous_id
WHERE "group" = 'address_first';

# bounce rate approach 2
SELECT "group", COUNT(Address_change_initiated.anonymous_id)
FROM Address_change_initiated
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Address_change_initiated.anonymous_id =
Ath.anonymous_id
WHERE "group" = 'address_first' and source = 'landing';

SELECT "group", COUNT(Landing_viewed.anonymous_id)
FROM Landing_viewed
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Landing_viewed.anonymous_id = Ath.anonymous_id
WHERE "group" = 'address_first';

SELECT Ath.device_type, beginning_devices,
       COUNT(Order_completed.anonymous_id) ordered_from_device,
       round(AVG(order_sum), 2) avg_sum_of_order
FROM Order_completed
LEFT JOIN AB_test_hit Ath on Order_completed.anonymous_id = Ath.anonymous_id
LEFT JOIN (SELECT device_type, COUNT(device_type) beginning_devices
FROM AB_test_hit

```

```
GROUP BY device_type) t1 ON t1.device_type = Ath.device_type  
GROUP BY Ath.device_type;
```

```
SELECT device_type, COUNT(device_type)  
FROM AB_test_hit  
GROUP BY device_type;
```