Был запущен сплит-тест (а/б-тест), направленный на улучшение платежной активности пользователей. Вам дан датасет с транзакциями пользователей до и во время теста в контрольной и тестовых группах

1. Какие вы можете сделать выводы? Какая группа показала лучшие результаты?
2. Можем ли мы как-то оценить из этих данных равномерность и валидность распределения юзеров по разным группам?
3. Если не ограничиваться теми данными, которые приведены в рамках этого задания, что ещё вы бы посчитали для оценки результатов групп?

Описание данных:

В таблице users_ приведена информация о том, какой юзер в какой момент времени попал в а/б тест:

- tag - лэйбл группы (control - контрольная, остальные - тестовые)
- ts - время, когда впервые был выдан tag. То есть, все события до наступления времени ts происходили с юзером до попадания в а/б тест
- user_uid - внутренний id юзера (для матчинга со второй таблицей)
- registration_time - время регистрации пользователя в сервисе
- conv_ts - время совершения первой покупки пользователем в сервисе

В таблице purchases *приведена информация о транзакциях пользователей из таблицы users* до и во время а/б теста:

- user_uid - внутренний id юзера (для матчинга со второй таблицей)
- time - время совершения транзакции
- consumption_mode - вид потребления контента (dto - единица контента куплена навсегда, rent - единица контента взята в аренду, subscription - оформлена подписка)
- element_uid - уникальный id единицы контента или подписки
- price - цена (преобразованная)

Значения в полях price и всех полях, указывающих на время - преобразованы. Это значит, что значение в таблице не настоящее, но является линейным преобразованием реального значения, где ко всем значениям одного поля применено одно и то же преобразование - между ними сохранено отношение порядка. Ко всем полям, обозначающим время, применено одно и то же преобразование.

Выводы

1. Какие вы можете сделать выводы? Какая группа показала лучшие результаты?

Тестовая группа №3 показала лучшие резульатаы по ARPU

69.59 рубля против 68.34 рубля в контрольной

2. Можем ли мы как-то оценить из этих данных равномерность и валидность распределения юзеров по разным группам?

Всего 155104 пользователя совершили покупки после деления их на группы. 22% пользователей сервмса от общего числа прин Пользователи распределились по группам не совсем равномерно

In [1]:
```
# Необходимые библиотеки для исследования

import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from scipy import stats as st
```

In [2]:
```
sns.set(
    font_scale=2,
    style="whitegrid",
    rc={'figure.figsize':(16,6)}
        )
```

In [3]:
```
#информация о том, какой юзер в какой момент времени попал в а/б тест
users = pd.read_csv('/Users/gaidovski/Downloads/Архив/users_.csv')
users.head()
```

Out[3]:

	tag	ts	user_uid	registration_time	conv_ts
0	test4	30152.843868	001885550d78efd82c0f5cc02ad3369a	27410.154590	29485.529691
1	control	30133.146255	deb7d0e9bf9813d4f21b579d3703c6e1	27410.171795	27632.424734
2	test1	30140.447675	32095e22f853e595a0f407ad081e7da8	27410.217536	27414.028899
3	control	30136.790772	9932d33f40ad07d7f3ddb7c6aee1bc60	27410.227367	27573.751226
4	test2	30150.339264	4a122db1ad0214e969df154d2dbb4622	27410.230786	29545.833019

In [4]:
```
users.isna().sum()
```

Out[4]:
```
tag                    0
ts                     0
user_uid               0
registration_time    497
conv_ts              285
dtype: int64
```

In [5]:
```
users.dtypes
```

Out[5]:
```
tag                   object
ts                   float64
user_uid              object
registration_time    float64
conv_ts              float64
dtype: object
```

In [6]:
```
users.shape
print(f"{users.shape[0]} количество строк")
```

```
696982 количество строк
```

In [7]:
```
print(f"{users.user_uid.nunique()} уникальных пользователей")
```

```
694819 уникальных пользователей
```

Комментарий

Заметим, что количество строк в users больше, чем уникальных пользователей. Посмотрим на уникальные id. Не было ли такого, что один пользователь попал в разные группы

In [8]:
```
dupl = users.groupby('user_uid', as_index=False).agg({'registration_time':'count'}) \
.sort_values(by='registration_time', ascending=False).rename(columns={"registration_time": "number_of_tags"})
dupl['more_than_one'] = dupl.number_of_tags >= 2
dupl.head()
```

Out[8]:

	user_uid	number_of_tags	more_than_one
293127	6c2289ccfa50dd5b669b159fe12ca4ed	4	True
496483	b6c9ba2b342248e18633b95d9fc1333d	4	True
104462	26890a8487248806518c97c316ba1d05	4	True
135286	31cf96417ebb6203179673d11c225e25	3	True
345378	7f38b31f238a990d60162f56d5032af3	3	True

Комментарий

Видим, что некоторым пользователям тэг был присвоен несколько раз. Посмотрим, что именно происходило с первым пользователем по количеству присвоенных тэгов

In [9]:
```
users.query("user_uid == '6c2289ccfa50dd5b669b159fe12ca4ed'").sort_values(by='ts', ascending=False)
```

Out[9]:

	tag	ts	user_uid	registration_time	conv_ts
97224	test4	30140.554481	6c2289ccfa50dd5b669b159fe12ca4ed	28692.364445	28906.943711
90820	test3	30136.593332	6c2289ccfa50dd5b669b159fe12ca4ed	28692.364445	28906.943711
103896	control	30136.492787	6c2289ccfa50dd5b669b159fe12ca4ed	28692.364445	28906.943711
93037	test3	30133.872325	6c2289ccfa50dd5b669b159fe12ca4ed	28692.364445	28906.943711

In [10]:
```
print(f"{dupl.more_than_one.sum()} пользователям был присвоен тэг больше 1 раза")
```

```
2084 пользователям был присвоен тэг больше 1 раза
```

In [13]:
```
dupl.query("more_than_one == True").number_of_tags.sum()
```

Out[13]:
```
4234
```

In [15]:
```
users.shape[0] - dupl.query("more_than_one == True").number_of_tags.sum() + dupl.more_than_one.sum()
```

Out[15]:
```
694832
```

In [ ]:

In [16]:
```
users.conv_ts.hist(alpha=0.5, color='green', bins=50, label='Первая покупка')
users.registration_time.hist(alpha=0.5, bins=50, label="Регистрация")

#plt.xticks(rotation=90)
plt.title('Распределение регистраций и первых покупок по времени')
plt.xlabel('Время')
plt.legend();
```

Комментарий

Видим, что после условного времени 29000 произошел рост числа регистраций

In [17]:
```
#данные о транзакциях пользователей из таблицы users_ до и во время а/б теста:
purchases = pd.read_csv('/Users/gaidovski/Downloads/Архив/purchases_.csv', sep=',')
purchases['price'] = purchases.price.round(1)
purchases.head()
```

Out[17]:

	user_uid	time	consumption_mode	element_uid	price
0	d60a7038c7b7e99146ffea6f6535862b	30158.645112	dto	2ba66ac9785731da67b2b6155efaca5c	44.5
1	0906074e1a1a9229b5e749860b646962	30158.645015	dto	e56d422275d90c96762f81db85d80f3d	38.6
2	efb6eeca3135d573739e5c5d4dbce330	30158.644990	dto	544f7dd31bd61558c9c738adcff6aafa	50.4
3	ccd658e372645c991ce49b444839712f	30158.644789	dto	8256d0fc7b25382aacfec0066e39cde3	44.5
4	89ae5e43ff7b89f9d262d507dedc1760	30158.644200	dto	a579f32b5c116624cc661c9d3b96d5e5	44.5

In [18]:
```
purchases.shape
```

Out[18]:
```
(663849, 5)
```

In [19]:
```
purchases.isna().sum()
```

Out[19]:
```
user_uid            0
time                0
consumption_mode    0
element_uid         0
price               0
dtype: int64
```

In [20]:
```
purchases.dtypes
```

Out[20]:
```
user_uid             object
time                float64
consumption_mode     object
element_uid          object
price               float64
dtype: object
```

In [21]:
```
print(f"{purchases.user_uid.nunique()} уникальных пользователей")
```

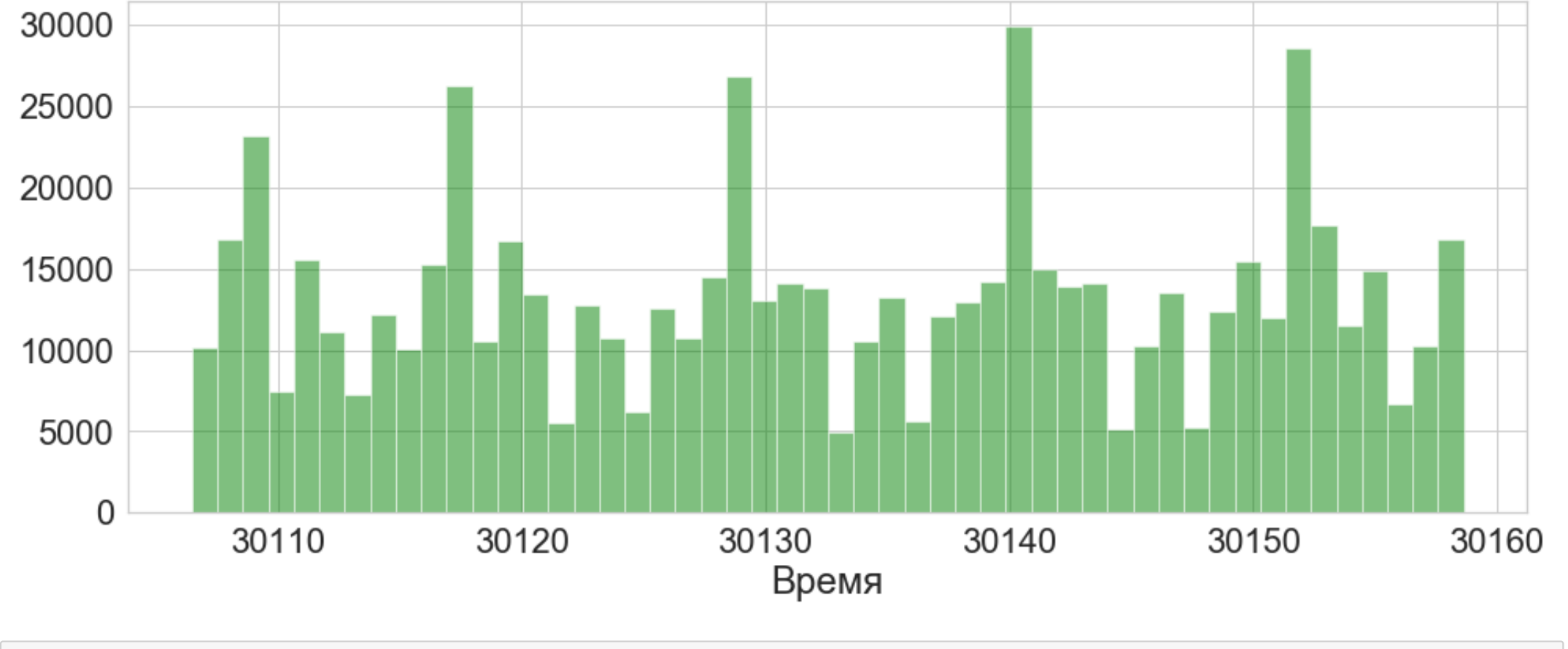
```
295200 уникальных пользователей
```

In [22]:
```
#зададим отдельную таблицу по количеству транзакций
number_of_purchases = purchases.groupby('user_uid',as_index=False).agg({'time':'count'}) \
.rename(columns={"time": "number_of_purchases"}) \
.sort_values(by='number_of_purchases', ascending=False)
#посмотрим на описантельные статистики покупок пользователей
number_of_purchases.describe()
```

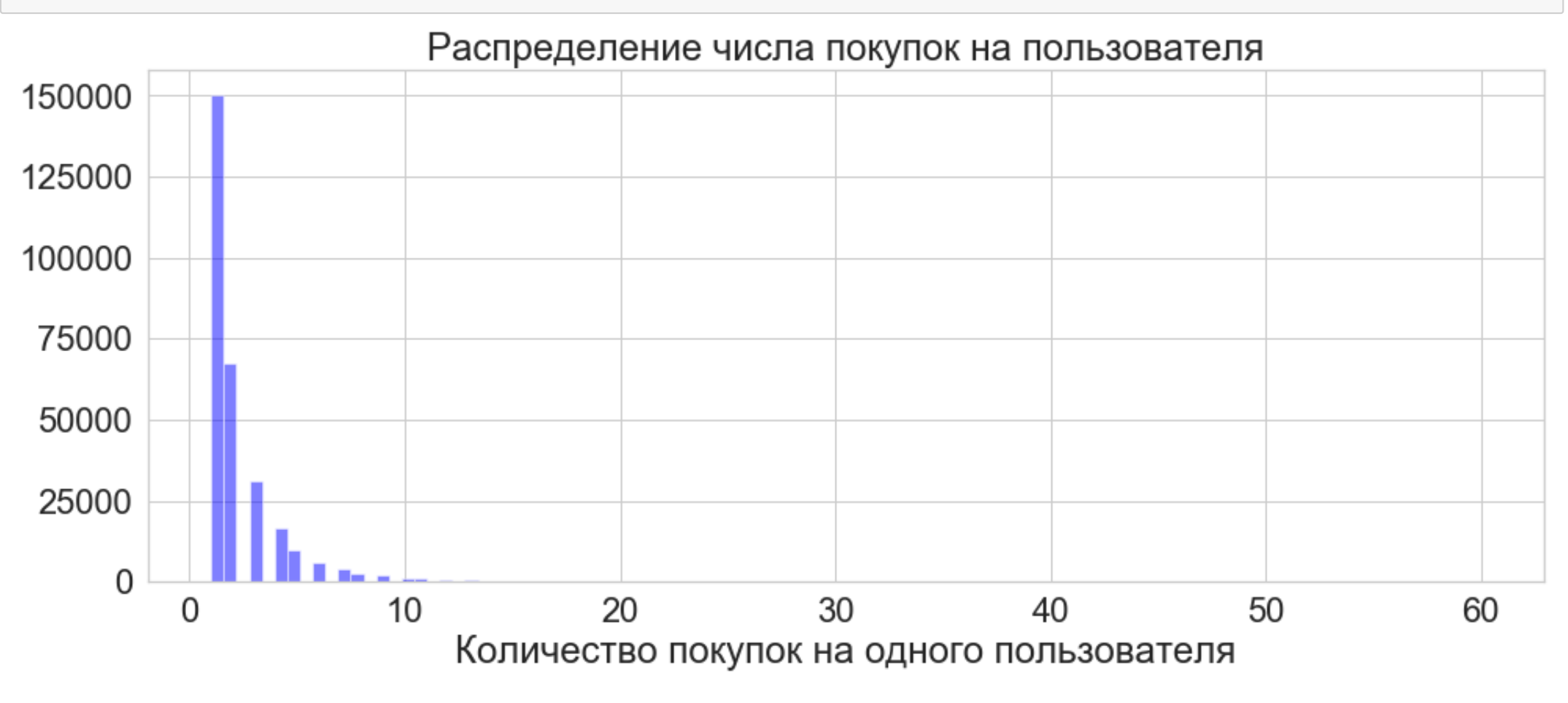
Out[22]:

	number_of_purchases
count	295200.000000
mean	2.248811
std	2.181822
min	1.000000
25%	1.000000
50%	1.000000
75%	3.000000
max	60.000000

In [23]:
```
#посмотрим на распределение по времени
purchases.time.hist(alpha=0.5, color='green', bins=50)

plt.title('Распределение транзакций времени')
plt.xlabel('Время');
```



In [24]:
```
number_of_purchases.number_of_purchases.hist(alpha=0.5, color='blue', bins=100)

plt.title('Распределение числа покупок на пользователя')
plt.xlabel('Количество покупок на одного пользователя');
```



Комментарий

- В среднем пользователи совершили 2.2 транзакции за расмотренный условный период
- 25% пользователей совершили 3 и более транзакции
- Максимальное количество покупок на одного юзера - 60
- Большинство пользователей совершили 1 покупку
- Распределение покупок по времени имеет явную цикличность (возможно, по дня недели)

In [25]:
```
#количество приобретений контента по виду потребления контента
popular_consumption_mode = purchases.pivot_table(index = 'consumption_mode', values = 'user_uid',
                           aggfunc = 'count', fill_value=0).reset_index() \
.rename(columns={"user_uid": "number_of_transactions"}) \
.sort_values(by='number_of_transactions', ascending=False)
popular_consumption_mode.head()
```

Out[25]:

	consumption_mode	number_of_transactions
0	dto	245276
2	subscription	239897
1	rent	178676

In [26]:
```
purchases.pivot_table(index = 'consumption_mode', values = 'price',
                           aggfunc = 'mean', fill_value=0).reset_index() \
#.rename(columns={"user_uid": "number_of_transactions"}) \
#.sort_values(by='number_of_transactions', ascending=False)
```

Out[26]:

	consumption_mode	price
0	dto	34.932015
1	rent	27.813484
2	subscription	45.810324

In [27]:
```
#количество транзакций, средняя цена и выручка по каждому виду потребления
consumption_mode = purchases.groupby('consumption_mode', as_index=False) \
.agg({'time':'count','price':'mean'}) \
.rename(columns={"time": "number_of_transactions", 'price':'mean_price'})
consumption_mode['revenue'] = consumption_mode.number_of_transactions * consumption_mode.mean_price
consumption_mode = consumption_mode.sort_values(by='revenue', ascending=False)
consumption_mode['share_of_revenue'] = consumption_mode.revenue / consumption_mode.revenue.sum()
consumption_mode['share_of_transactions'] = consumption_mode.number_of_transactions / consumption_mode.number_of_tra
nsactions.sum()
round(consumption_mode,2)
```

Out[27]:

	consumption_mode	number_of_transactions	mean_price	revenue	share_of_revenue	share_of_transactions
2	subscription	239897	45.81	10989759.4	0.45	0.36
0	dto	245276	34.93	8567984.9	0.35	0.37
1	rent	178676	27.81	4969602.0	0.20	0.27

- "Подписка" принесла 45% выручки за расмотренный период
- Так же подписка - самый дорогой вид потребления. Средняя цена - 45.8
- Покупка контента и подписка почти одинаково популярны 37% и 36% соответсвенно
- Меньше всего клиенты сервиса пользовались "арендой". Так же аренда контента внесла наименьший вклад в выручку сервиса 20%

In [28]:
```
#общая таблица
us_pur = purchases.merge(users, on='user_uid')
```

In [29]:
```
#оставим транзакции, которые были совершены после определения тэга для юзера
us_pur_ab = us_pur.query("time > ts")
us_pur_ab.head()
```

Out[29]:

	user_uid	time	consumption_mode	element_uid	price	tag	ts	registration_time
0	d60a7038c7b7e99146ffea6f6535862b	30158.645112	dto	2ba66ac9785731da67b2b6155efaca5c	44.5	control	30145.756945	29592.948988
1	d60a7038c7b7e99146ffea6f6535862b	30157.124337	dto	5aa724c0393087cde3a18c625b310645	44.5	control	30145.756945	29592.948988
2	d60a7038c7b7e99146ffea6f6535862b	30153.692015	dto	d1ad6ec9f3de6b15e1e2bb109885debe	38.6	control	30145.756945	29592.948988
3	d60a7038c7b7e99146ffea6f6535862b	30153.584597	dto	6eb3335f238dd96a0eda2608a0a76775	38.6	control	30145.756945	29592.948988
8	0906074e1a1a9229b5e749860b646962	30158.645015	dto	e56d422275d90c96762f81db85d80f3d	38.6	control	30137.415922	28079.984456

In [30]:
```
us_pur_ab.shape
```

Out[30]:
```
(279550, 9)
```

In [ ]:

In [ ]:

In [31]:
```
sum_per_user = us_pur_ab.groupby(['user_uid', 'tag'], as_index = False) \
.agg({'price': 'sum'}).sort_values(by='tag')
sum_per_user
```

Out[31]:

	user_uid	tag	price
51570	54fdabdc4738cd631baf915200249597	control	68.0
86061	8dd2b1e319c039508fbc20632ac8ef91	control	103.6
135975	e01c49bbb45c460ef54523ae3834c13e	control	68.0
38034	3eb1ade8f4d1a0c67939829fc799b5cc	control	38.6
111687	b7ef1760f48cf477036d3b24ae2b1661	control	68.0
...	...	...	...
60164	6323aa0e78d3205ce3f1846dd1ce8ea4	test4	29.8
60163	63233bd8ef4dc9a95a57837d3c792631	test4	29.8
60149	631c4b51eed6d60965368486d2e4ee27	test4	38.6
60177	6328e88330e70cf8b425a159c5f33e01	test4	197.4
155103	ffffc093e6ad8a606ade54eea7f821b1	test4	68.0

155104 rows × 3 columns

In [43]:
```
#посчитаем ARPU и распределение пользователей по группам
groups = sum_per_user.groupby(['tag'], as_index = False).agg({'price':'mean','user_uid':'count'}). \
rename(columns={"price": "ARPU", "user_uid":"number_of_users"})
groups['test_users_share'] = groups.number_of_users / groups.number_of_users.sum()
groups = round(groups, 2)
groups.head()
```

Out[43]:

	tag	ARPU	number_of_users	test_users_share
0	control	68.34	30117	0.19
1	test1	69.15	31526	0.20
2	test2	69.40	31104	0.20
3	test3	69.60	31162	0.20
4	test4	69.20	31195	0.20

Комментарий

- на первый взгляд пользователи по тестовым группам распределились относительно равномерно, но в контрольной группе значения сильно меньше
- проверим равномерность распределения
- наибольшее различие по ARPU у контрольной группы с test3
- сравним ARPU

In [33]:
```
from scipy.stats import chisquare
```

In [34]:
```
chi_pvalue = chisquare(groups.number_of_users)[1]
if 0.05 >= chi_pvalue:
    print('Отклоняем H0, пользователи распредены не равномерно по группам')
else:
    print('Не отклоняем H0, пользователи распредены равномерно по группам')
```

```
Отклоняем H0, пользователи распредены не равномерно по группам
```

In [35]:
```
test_3 = sum_per_user.query("tag == 'test3'")['price']
control = sum_per_user.query("tag == 'control'")['price']
```

In [36]:
```
#boot control
boot_it = 1000
boot_data_c = []
boot_conf_level = 0.95

for i in range(boot_it):
    samples = control.sample(len(control), replace=True)
    boot_data_c.append(np.mean(samples))

print(f'Original:{np.mean(control)}, Boot: {np.mean(boot_data_c)}')
```

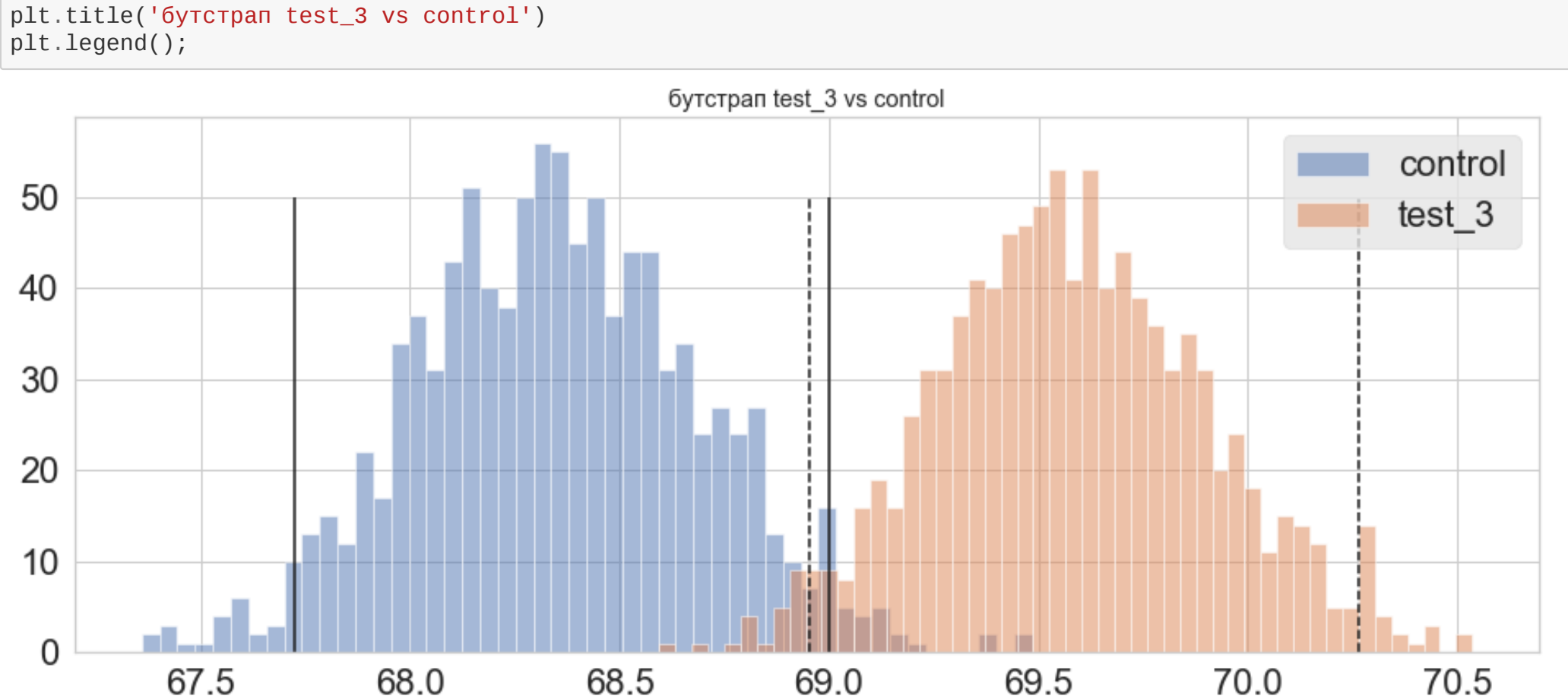
```
Original:68.34003054753882, Boot: 68.34981034632362
```

In [37]:
```
#boot test_3
boot_it = 1000
boot_data_3 = []
boot_conf_level = 0.95

for i in range(boot_it):
    samples = test_3.sample(len(test_3), replace=True)
    boot_data_3.append(np.mean(samples))

print(f'Original:{np.mean(test_3)}, Boot: {np.mean(boot_data_3)}')
```

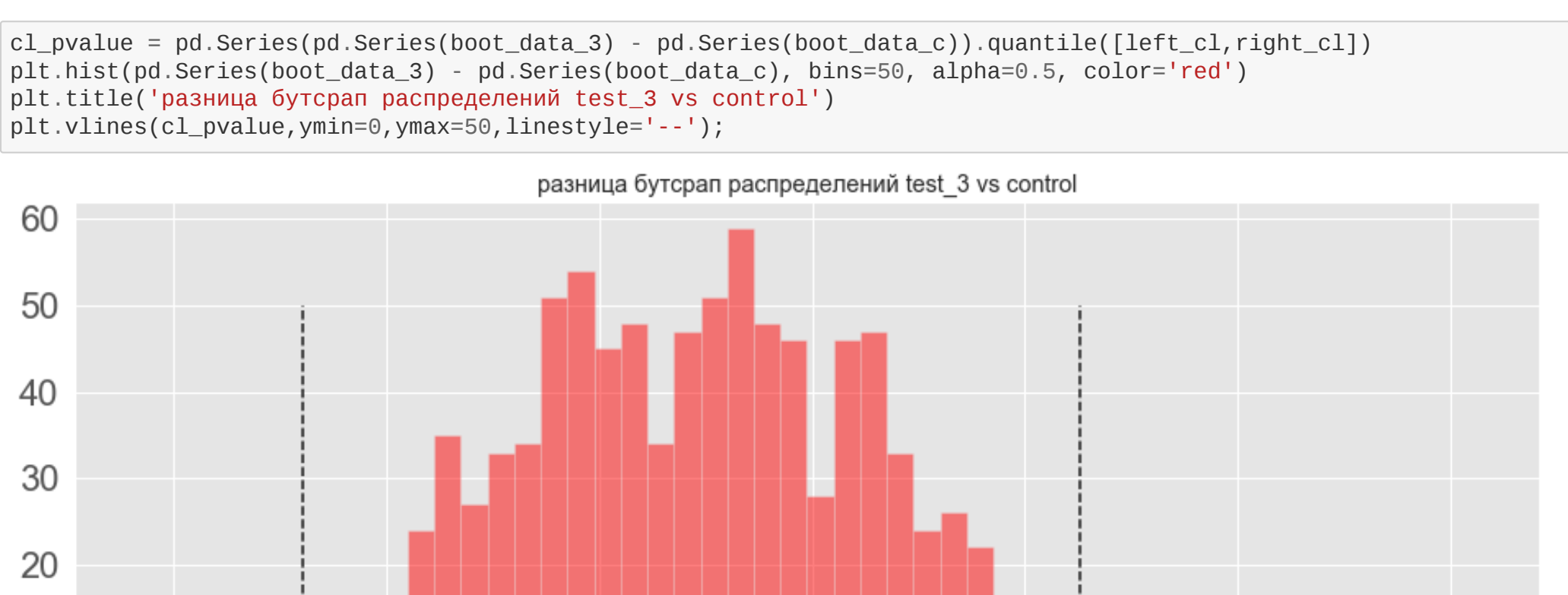
```
Original:69.59672999166419, Boot: 69.58034215070418
```

In [38]:
```
left_cl = (1 - boot_conf_level) / 2
right_cl = (1 + boot_conf_level) / 2
cl_3 = pd.Series(boot_data_3).quantile([left_cl,right_cl])
cl_c = pd.Series(boot_data_c).quantile([left_cl,right_cl])
```

In [39]:
```
plt.hist(pd.Series(boot_data_c), bins=50, alpha=0.5, label='control')
plt.hist(pd.Series(boot_data_3), bins=50, alpha=0.5, label='test_3')
plt.style.use('ggplot')
plt.vlines(cl_3,ymin=0,ymax=50,linestyle='--')
plt.vlines(cl_c,ymin=0,ymax=50,linestyle='-')
plt.title('бутстрап test_3 vs control')
plt.legend();
```



In [40]:
```
cl_pvalue = pd.Series(pd.Series(boot_data_3) - pd.Series(boot_data_c)).quantile([left_cl,right_cl])
plt.hist(pd.Series(boot_data_3) - pd.Series(boot_data_c), bins=50, alpha=0.5, color='red')
plt.title('разница бутсрап распределений test_3 vs control')
plt.vlines(cl_pvalue,ymin=0,ymax=50,linestyle='--');
```



Комментарий

0 не попадает в разницу между бутстрап распределениями. Можем считать, что ARPU группы test_3 больше статистически значимо больше, чем у контрольной группы

In [45]:
```
155104 / 694819
```

Out[45]:
```
0.2232293590129228
```

In [ ]: