```
import pandas as pd
import numpy as np
import scipy.stats as sts
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from typing import Literal, List, Iterable

df = pd.read_csv(".\website_ab_test.csv")
```

Набор данных содержит метрики пользовательского поведения в приложении со светлой и темной темой. Используем данные для имитации A/b тестирования. Представим, что в приложении была только светлая тема. Синтезируем выборку для A/A теста из этой группы. Проведем расчеты: определим размер выборок для A\B теста, определим детектируемый эффект и ошибки 1 и 2 рода. Проверим группы пользователей на однородность, затем синтезируем выборки для A/B теста из датасета и проверим гипотезы.

df.head()

→		Theme	Click Through Rate	Conversion Rate	Bounce Rate	Scroll_Depth	Age	Location	Session_Duration	Purchases	Added_to_Cart
	0	Light Theme	0.054920	0.282367	0.405085	72.489458	25	Chennai	1535	No	Yes
	1	Light Theme	0.113932	0.032973	0.732759	61.858568	19	Pune	303	No	Yes
	2	Dark Theme	0.323352	0.178763	0.296543	45.737376	47	Chennai	563	Yes	Yes
	3	Light Theme	0.485836	0.325225	0.245001	76.305298	58	Pune	385	Yes	No
	4	Light Theme	0.034783	0.196766	0.765100	48.927407	25	New Delhi	1437	No	No

```
df.shape

→ (1000, 10)

df['Theme'].value_counts()

→ Theme

Dark Theme

Dark Theme

Light Theme

Name: count, dtype: int64
```

Конверсия - наиболее интересная для бизнеса метрика из приведенных в таблице. Но так как выборка малая, сложно будет оценить конверсию, для этой метрики обычно характерен малый прирост в зависимости от изменений интерфейса, но на выборке в пределах 500 человек колебания в несколько процентов будут 'заглушаться' ошибкой, связанной в том числе с разной лояльностью пользователей, частотой заказов и длительностью использования приложения, другими признаками, которых в исходных данных нет. В таком случае также не можем обеспечить однородность групп без дополнительных данных о пользователях и ожидать от А/В теста достоверный результат.

Поэтому на мой взгляд, такие данные могли быть предоставлены для анализа метрик пользовательского поведения. Вопросы бизнеса могли звучать так: стали ли пользователи больше времени проводить в приложении с появлением темной темы? Стало ли им комфортнее делать заказы, просматривать товары? Гипотезы и исследование будем строить исходя из такого предположения о происхождении данных и цели исследования.

```
light_df = df.loc[df['Theme'] == "Light Theme"]
dark_df = df.loc[df['Theme'] == "Dark Theme"]
```

Статистический анализ, корреляционный анализ метрик

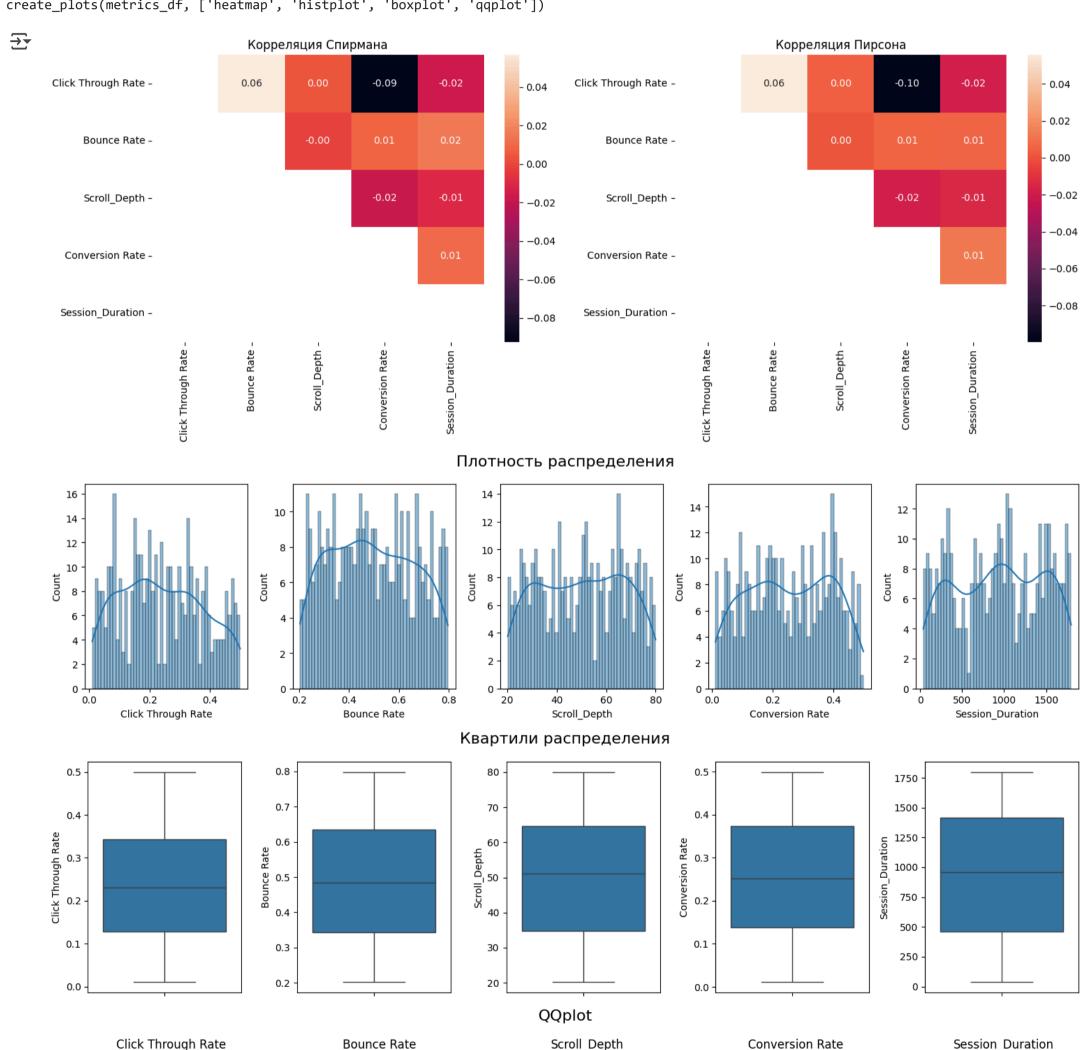
Сгенерируем случайную выборку пользователей со светлой темой, которая будет исходной: рассчитаем исторические данные (текущие метрики, статистики), проведем А\А тест.

```
sample_380 = light_df.sample(n=380, random_state=42)
```

```
def create_stats_df(df):
    Создает сводную таблицу статистик для столбцов из df pandas
    stats = \{\}
    for column in df.columns:
        series = df[column]
        stats[column] = {
            'Среднее': series.mean(),
            'Дисперсия': series.var(),
            'Мода': series.values[0],
            'Медиана': series.median(),
            '1-й квартиль': series.quantile(0.25),
            '2-й квартиль': series.quantile(0.50),
            '3-й квартиль': series.quantile(0.75),
            '4-й квартиль': series.quantile(1.0)
        }
    return pd.DataFrame(stats)
metrics_df = sample_380[['Click Through Rate', 'Bounce Rate', 'Scroll_Depth', 'Conversion Rate', 'Session_Duration']]
stats_df = create_stats_df(metrics_df)
stats_df
₹
                    Click Through Rate Bounce Rate Scroll_Depth Conversion Rate Session_Duration
                                            0.493956
                                                                           0.252776
        Среднее
                              0.241117
                                                         50.136691
                                                                                            936.834211
      Дисперсия
                              0.018503
                                            0.028498
                                                        294.895255
                                                                           0.018559
                                                                                        269812.333919
                              0.206408
                                            0.317859
                                                         22.310718
                                                                           0.244725
                                                                                          1734.000000
         Мода
                                                                           0.251678
                              0.230825
                                            0.485023
                                                         51.042900
                                                                                           959.500000
        Медиана
                                            0.344202
                                                         34.803340
                                                                           0.137871
      1-й квартиль
                              0.127635
                                                                                           462.500000
      2-й квартиль
                              0.230825
                                            0.485023
                                                         51.042900
                                                                           0.251678
                                                                                           959.500000
                                            0.635332
                                                         64.744063
                                                                           0.372875
                                                                                          1416.000000
      3-й квартиль
                              0.343400
                              0.499328
                                            0.797683
                                                         79.997108
                                                                           0.498660
                                                                                          1797.000000
      4-й квартиль
def create_plots(df, plots = List[Literal['pairplot', 'heatmap', 'histplot', 'boxplot', 'qqplot']]):
    Строит графики для распределений данных колонок переданного pd.DataFrame
    if 'pairplot' in plots:
        sns.pairplot(df,
                    plot_kws={'s': 20, 'alpha': 0.6})
        plt.show()
    if 'heatmap' in plots:
        fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(15, 6))
        #корреляция Спирмана
        spearman_corr = df.corr('spearman')
        mask = np.tril(np.ones_like(spearman_corr, dtype=bool))
        sns.heatmap(spearman_corr, annot = True, fmt='.2f', ax=axes[0], mask=mask)
        axes[0].set_title('Корреляция Спирмана')
        #корреляция Пирсона
        pearson_corr = df.corr()
        mask = np.tril(np.ones_like(pearson_corr, dtype=bool))
        sns.heatmap(pearson_corr, annot = True, fmt='.2f', ax=axes[1], mask=mask)
        axes[1].set_title('Корреляция Пирсона')
        plt.tight_layout()
        plt.show()
    if 'histplot' in plots:
        fig, axes = plt.subplots(1, len(df.columns), figsize=(15, 4))
        plt.suptitle('Плотность распределения', fontsize=16)
        for i, column in enumerate(df.columns):
            sns.histplot(data = df, x=column, ax=axes[i], bins = 50, kde = True)
        plt.tight_layout()
        plt.show()
    if 'boxplot' in plots:
```

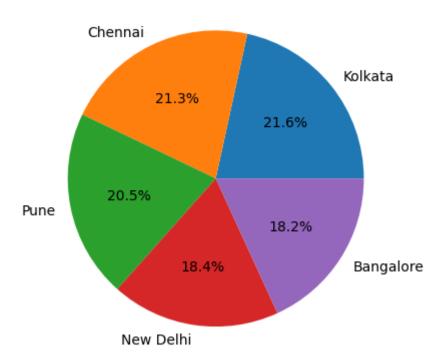
```
fig, axes = plt.subplots(1, len(df.columns), figsize=(15, 4))
    plt.suptitle('Квартили распределения', fontsize=16)
    for i, column in enumerate(df.columns):
        sns.boxplot(data=df, y = column, ax=axes[i])
    plt.tight_layout()
    plt.show()
if 'qqplot' in plots:
    fig, axes = plt.subplots(1, len(df.columns), figsize = (15, 4))
    plt.suptitle('QQplot', fontsize = 16)
    for i, column in enumerate(df.columns):
        sts.probplot(df[column], plot = axes[i])
        axes[i].set_title(column)
    plt.tight_layout()
    plt.show()
```

create_plots(metrics_df, ['heatmap', 'histplot', 'boxplot', 'qqplot'])

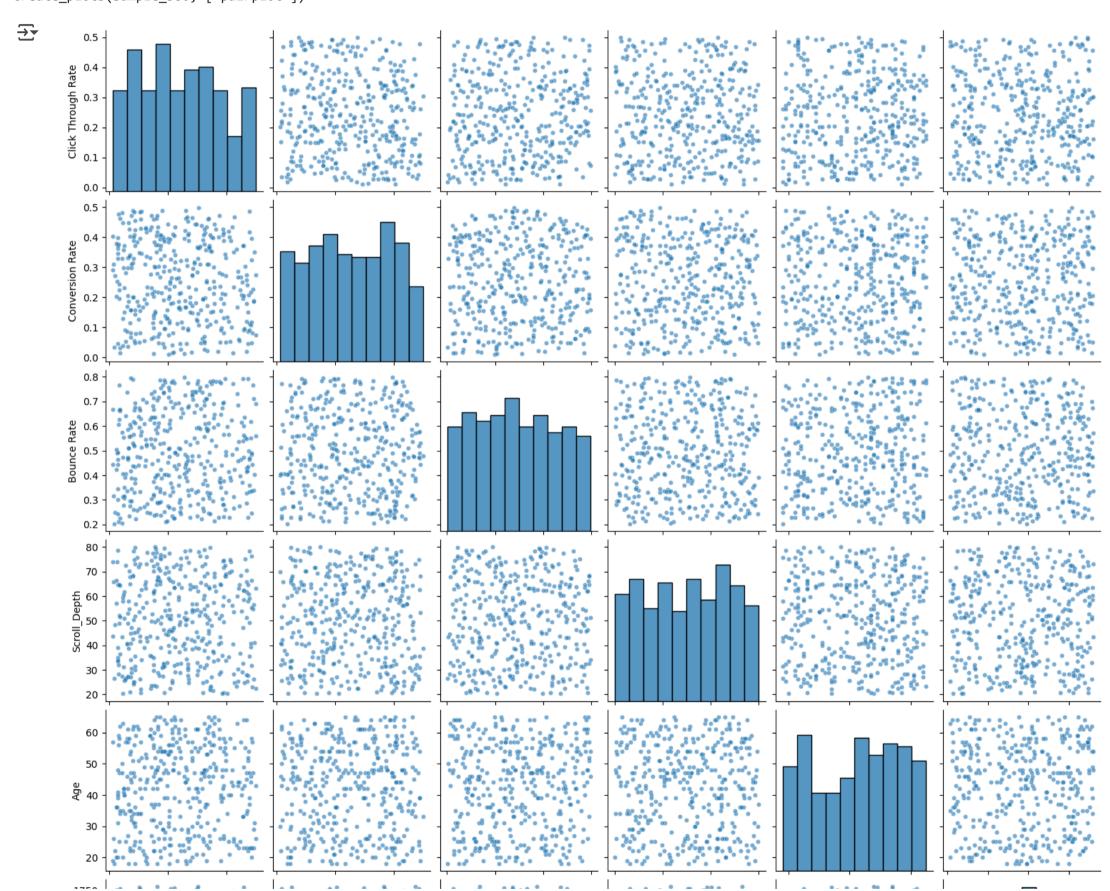


Видим, что время скролла и длительность сессии имеют высокую дисперсию, все распределения отличаются от нормальных

```
location = sample_380['Location'].value_counts()
plt.pie(location, labels=location.index, autopct='%1.1f%%')
plt.show()
```



create_plots(sample_380, ['pairplot'])



Между собой метрики на исходной выборке не скоррелированы, от возраста также не зависят.

А/А тест

Сгенерируем равные группы для А/А теста и попробуем установить размеры выборок, ошибки 1 и 2 рода, детектируемый эффект.

генерация групп для A/A теста из исходных данных np.random.seed(42)

```
n = len(sample_380)
sample_380['group_aa'] = np.random.choice(['A1', 'A2'], size=n, p=[0.5, 0.5])
```

Рассчитаем метрики пользовательского поведения, которые планируем далее измерять в A\B тесте, для группы A1, используем их для формулирования предварительных гипотез на этапе A/A тестирования

```
a1_df = sample_380.loc[sample_380['group_aa'] == 'A1']
a2_df = sample_380.loc[sample_380['group_aa'] == 'A2']
```

Проверим правильность генерации

```
a1_df.shape

→ (186, 11)

a2_df.shape
```

→ (194, 11)

Сформулируем независимые гипотезы для трех метрик:

```
metrics_A1_df = a1_df[['Click Through Rate', 'Bounce Rate', 'Scroll_Depth']]
```

Важно учитывать возрастные особенности при использовании темной темы. У нас достаточно много пользователей от 30, предположим, что темная тема будет для них более комфортна для глаз, а значит, увеличит глубину скролла.

```
a1_df.loc[a1_df['Age'] >= 30].shape[0]

144

a1_df30 = a1_df.loc[a1_df['Age'] >= 30]

stats_A1 = create_stats_df(metrics_A1_df)
stats_A1
```

→		Click Through Rate	Bounce Rate	Scroll_Depth
	Среднее	0.239557	0.507877	48.836401
	Дисперсия	0.019267	0.027935	298.873859
	Мода	0.206408	0.317859	22.310718
	Медиана	0.238907	0.521215	49.501293
	1-й квартиль	0.118897	0.358607	33.645973
	2-й квартиль	0.238907	0.521215	49.501293
	3-й квартиль	0.341066	0.644653	64.520739
	4-й квартиль	0.499080	0.797683	79.997108

Сформулируем предварительные гипотезы с учетом особенностей распределений: так как Scroll_Depth имеет высокую дисперсию, будем измерять медианную метрику

Гипотезы на этапе A/A теста

Темная тема (Dark) увеличивает средний Click Through Rate на 15% (с 23.96% до 27.55%) при при α=0.05 и β=0.2 Светлая тема (Light) снижает средний Bounce Rate на 20% (с 50.79% до 40.63%) при α=0.05 и β=0.2

Для пользователей >30 лет Dark theme увеличивает медианную Scroll_Depth на 25% (с 49.50 до 61.88)

Так как в реальных данных всегда присутствует шум, сгенерируем его с std = 0.02 для первых двух гипотез и 0.05 для третьей, так как дисперсия в этой выборке больше

```
noise_std = 0.02
noise = np.random.normal(loc=0, scale=noise_std, size=len(a2_df))

# искусственно воссоздадим эффекты на выборке a2
ctr_a2 = a2_df['Click Through Rate']*(1.15+noise)
```

```
br_a2 = a2_df['Bounce Rate']*(1.20+noise)
a2_df_30 = a2_df.loc[a2_df['Age'] >= 30]
# шум для scroll depth
noise_std = 0.05
noise = np.random.normal(loc=0, scale=noise_std, size=len(a2_df_30))
sd_a2 = a2_df_30['Scroll_Depth']*(1.25+noise)
Теперь рассчитаем стат.тесты на разных размерах выборок. Так как объем данных ограничен (что приближено к реальным
условиям, так как за несколько недель А/В теста не всегда есть возможность набрать большую выборку), будем проводить
стат.тесты на малой и средних выборках.
def efr_diff(s1 : Iterable, s2 : Iterable, h_metric = Literal['mean', 'median'], n_iterations = 100, alpha = 0.05):
 # рассчитывает эфронов доверительный интервал на основе бутстрепа
   diffs = []
   n1 = len(s1)
   n2 = len(s2)
    for _ in range(n_iterations):
        # бутстреп для двух сегментов
        sample1 = np.random.choice(s1, size=n1, replace=True)
        sample2 = np.random.choice(s2, size=n2, replace=True)
        # Вычисляем разницу статистик
        if h metric =='mean':
          diff = np.mean(sample1) - np.mean(sample2)
        elif h_metric =='median':
          diff = np.median(sample1) - np.median(sample2)
        diffs.append(diff)
    lower = np.percentile(diffs, 100*alpha/2)
    upper = np.percentile(diffs, 100*(1-alpha/2))
    print(f"95% эфронов интервал: ({round(lower, 3)}, {round(upper, 3)})")
def stattest_samples(s1, s2, stat_tests = List[Literal['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp']], h_metric = Literal['mean', 'median'], size = [:
    if generate:
        for i in size:
                print(f'\nДля выборок размером {i}:')
                generated_a1 = np.random.choice(s1, size=i, replace=False)
                generated_a2 = np.random.choice(s2, size=i, replace=False)
                #доверительный интервал для статистики на основе бутстрепа
                efr_diff(generated_a1, generated_a2, h_metric)
                #стат тесты для независимых выборок
                if 'ttest' in stat_tests:
                        _, p_value = sts.ttest_ind(generated_a1, generated_a2, equal_var = False)
                        print(f"Для ttest p-value: {p_value}")
                if 'mannwhitneyu' in stat_tests:
                        _, p_value = sts.mannwhitneyu(generated_a1, generated_a2)
                        print(f"Для теста Maнa-Уитни p-value: {p_value}")
                if 'ks_2samp' in stat_tests:
                        _, p_value = sts.ks_2samp(generated_a1, generated_a2)
                        print(f"Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: {p_value}")
    # для полной выборки
    print(f'\nДля полных выборок a1: {len(s1)}, a2: {len(s2)}')
```

Результаты АА теста, гипотеза:

#стат тесты для независимых выборок

if 'mannwhitneyu' in stat_tests:

if 'ks_2samp' in stat_tests:

if 'ttest' in stat_tests:

Темная тема (Dark) увеличивает средний Click Through Rate на 15% (с 23.96% до 27.55%) при при α =0.05 и β =0.2

efr_diff(s1, s2, h_metric) #доверительный интервал для статистики на основе бутстрепа

print(f"Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: {p_value}")

_, p_value = sts.ttest_ind(s1, s2, equal_var = False)

print(f"Для теста Maнa-Уитни p-value: {p_value}")

print(f"Для ttest p-value: {p_value}")

_, p_value = sts.mannwhitneyu(s1, s2)

_, p_value = sts.ks_2samp(s1, s2)

```
stattest_samples(s1 = a1_df['Click Through Rate'].values,
                 s2 = ctr_a2,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric ='mean')
     Для выборок размером 20:
    95% эфронов интервал: (-0.196, 0.004)
    Для ttest p-value: 0.08727508900357661
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.11355139298344043
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.17453300569806826
    Для выборок размером 50:
     95% эфронов интервал: (-0.071, 0.032)
    Для ttest p-value: 0.5080877475672058
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.5979316591936927
     Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.3959398631708505
    Для выборок размером 100:
    95% эфронов интервал: (-0.082, -0.017)
     Для ttest p-value: 0.014308240113811084
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.022123915583805918
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.05390207893129876
    Для полных выборок a1: 186:, a2: 194
     95% эфронов интервал: (-0.066, -0.006)
     Для ttest p-value: 0.00893038419425787
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.01691949875750765
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.11389017565672414
```

Выводы по результатам АА теста для первой гипотезы

Таким образом, для n = 100 и выше разница статистически значима при α = 0.05. Эфронов интервал не включает 0, что тоже говорит о реальной разнице. ttest показывает стабильный результат, и хотя его выводы сопоставимы с результатами Мана-Уитни, помним, что гипотеза построена о средних, в то время как тест Мана-уитни относится к сдвигам распределения. Как и ожидалось, тест Колмогорова-Смирнова показывает нестабильный результат, он будет интерпретируем для гипотез о распределении и бОльших размеров выборок.

Для A/B теста будем оценивать ttest и эфронов интервал на выборке 100-150 наблюдений, гипотезу 1 оставляем в первоначальном виде, детектируемые эффекты и расчетные ошибки не изменяем.

Результаты АА теста:

Светлая тема (Light) снижает средний Bounce Rate на 20% (с 50.79% до 40.63%) при α=0.05 и β=0.2

```
stattest_samples(s1 = a1_df['Bounce Rate'].values,
                 s2 = br_a2,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'mean')
    Для выборок размером 20:
     95% эфронов интервал: (-0.301, -0.032)
     Для ttest p-value: 0.0356039718990901
     Для теста Мана-Уитни p-value: 0.03604832666418314
     Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.08105771161340149
     Для выборок размером 50:
     95% эфронов интервал: (-0.123, 0.046)
     Для ttest p-value: 0.20457034308767688
     Для теста Мана-Уитни p-value: 0.28996365553878367
     Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.5486851446031328
     Для выборок размером 100:
     95% эфронов интервал: (-0.129, -0.043)
     Для ttest p-value: 0.0015719057620217141
     Для теста Мана-Уитни p-value: 0.007936908057450544
     Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.05390207893129876
     Для полных выборок a1: 186:, a2: 194
     95% эфронов интервал: (-0.104, -0.035)
     Для ttest p-value: 0.00034314614626083516
     Для теста Мана-Уитни p-value: 0.003159119842313043
     Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.0011102618253108305
```

Выводы по результатам АА теста для второй гипотезы

Гипотеза о том, что светлая тема снижает Bounce Rate на 20%, подтверждается при размере выборки 100+. Для меньших выборок результат менее надёжен, на выборке 20 эффект детектируется, а на 50 пропадает. Аналогично с первой метрикой, тесты Мана-Уитни и Колмогорова-Смирнова не подходят для тестирования выбранной гипотезы.

Для A/B теста будем оценивать ttest и эфронов интервал на выборке 100-150 наблюдений, гипотезу 2 оставляем в первоначальном виде, детектируемые эффекты и расчетные ошибки не изменяем.

Результаты АА теста для третьей гипотезы:

Для пользователей >30 лет Dark theme увеличивает медианную Scroll_Depth на 25% (с 49.50 до 61.88)

```
stattest_samples(s1 = a1_df30['Scroll_Depth'].values,
                 s2 = sd_a2,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'median')
    Для выборок размером 20:
     95% эфронов интервал: (-41.471, -5.361)
    Для ttest p-value: 0.001500842251363023
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.0014809771857968636
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.012298612583953778
     Для выборок размером 50:
     95% эфронов интервал: (-24.878, -0.449)
     Для ttest p-value: 0.002283644937740325
     Для теста Мана-Уитни p-value: 0.0035838877381762085
     Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.005841778142694731
     Для выборок размером 100:
     95% эфронов интервал: (-25.121, -5.368)
    Для ttest p-value: 3.397546959827623e-07
     Для теста Мана-Уитни p-value: 1.5293060747718064e-06
     Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.0002248739317492479
     Для полных выборок a1: 144:, a2: 143
     95% эфронов интервал: (-22.167, -8.814)
     Для ttest p-value: 3.17660369435217e-10
    Для теста Мана-Уитни p-value: 4.752202832800907e-09
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 1.700671722418489e-06
```

Выводы по результатам АА теста для третьей гипотезы

Гипотеза о том, что темная тема увеличивает медианную Scroll Depth на 25%, подтверждается при любом размере выборки. Результаты тестов на разных уровнях выборки показывают значимость разницы между группами.

Тем не менее, размер выборки 20-50 в реальных условиях может отличаться гораздо сильнее, также помним о высокой дисперсии в этой группе. Также выберем статистический тест: для гипотезы H0 о равенстве медиан интерпретируем будет тест Колмогорова-Смирнова, который проверяет идентичность распределений. Также рассчитаем Мана-Уитни дополнительно, но помним, что равенство медиан этот тест не проверяет.

Для A/B теста будем оценивать тест Колмогорова-Смирнова и эфронов интервал на выборке около 100 наблюдений, гипотезу 3 оставляем в первоначальном виде, детектируемые эффекты и расчетные ошибки не изменяем.

Гипотезы для A/B теста, A/B тест

```
Гипотеза 1
```

H0: средние значения Click Through Rate для групп со светлой и темной темой равны

H1: Темная тема (Dark) увеличивает средний Click Through Rate на 15% при при α=0.05 и β=0.2

Гипотеза 2

H0: средние значения Bounce Rate для групп со светлой и темной темой равны

H1: Светлая тема (Light) снижает средний Bounce Rate на 20% при α=0.05 и β=0.2

Гипотеза 3

H0: медианы Scroll_Depth для групп со светлой и темной темой равны

H1: Для пользователей >30 лет Dark theme увеличивает медианную Scroll_Depth на 25%

```
h_metric = 'mean',
                 generate=False)
     Для полных выборок a1: 106, a2: 120
    95% эфронов интервал: (-0.02, 0.058)
    Для ttest p-value: 0.5951283635171986
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.6737748315328831
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.4854151582643362
stattest_samples(s1 = light_df['Bounce Rate'].values,
                 s2 = sample_dark['Bounce Rate'].values,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'mean',
                 generate=False)
     Для полных выборок a1: 106, a2: 120
    95% эфронов интервал: (-0.034, 0.056)
    Для ttest p-value: 0.7630163498958137
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.9293365990099989
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.530363797611524
sample_dark_30 = sample_dark.loc[sample_dark['Age'] >= 30]
sample_light_30 = light_df.loc[light_df['Age'] >= 30]
stattest_samples(s1 = sample_light_30['Scroll_Depth'].values,
                 s2 = sample_dark_30['Scroll_Depth'].values,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'median',
                 generate=False)
     Для полных выборок a1: 76, a2: 93
    95% эфронов интервал: (-2.014, 13.659)
    Для ttest p-value: 0.2648476182001701
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.29773918184227977
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.07256606938556377
```

Сводная таблица статистик по группам

create_stats_df(sample_dark_stats)

→		Click Through Rate	Bounce Rate	Scroll_Depth
	Среднее	0.258516	0.509967	51.036208
	Дисперсия	0.020888	0.036683	230.033287
	Мода	0.438531	0.446540	40.941190
	Медиана	0.265800	0.540640	49.757457
	1-й квартиль	0.131921	0.312374	41.293153
	2-й квартиль	0.265800	0.540640	49.757457
	3-й квартиль	0.372664	0.672112	63.708258
	4-й квартиль	0.498610	0.799658	79.811019

create_stats_df(light_df_stats)

_				
→		Click Through Rate	Bounce Rate	Scroll_Depth
	Среднее	0.268587	0.517242	52.880945
	Дисперсия	0.019511	0.029149	264.854725
	Мода	0.113932	0.732759	61.858568
	Медиана	0.255660	0.542047	52.837299
	1-й квартиль	0.179950	0.387416	40.635426
	2-й квартиль	0.255660	0.542047	52.837299
	3-й квартиль	0.389672	0.658806	66.237236
	4-й квартиль	0.498659	0.791984	78.538754

Ни один из статистических тестов не показал значимых различий. Минимальные детектируемые эффекты также не были достигнуты. Так как в тесте вообще не было статистически значимой разницы между группами, дальнейшие эксперименты с выбранными метриками не имеют смысла.

Tem не менее, на исторических данных можно провести ряд других тестов: например, оценить метрику Session_Duration, она тоже может свидетельствовать об удобстве использования темной темы. В рамках данного эксперимента также интересно посмотреть на временные данные: увеличивались ли метрики со временем? Возможно, пользователям нужно было время, чтобы привыкнуть к теме, тогда метрики будут расти со временем, и могут просто не достигнуть статистически значимого эффекта за отведенное время тестирования.

Для бизнеса хорошим решением будет оставить возможность переключения на темную тему, не убирая полностью светлую, и дополнительно замерить другие метрики: CSAT, например. Возможно, пользователи не стали заказывать больше или проводить время в приложении дольше, но они больше довольны опытом взаимодействия с продуктом. Отсутствие эффекта в случае темной темы также может считаться положительным результатом: метрики не упали, темная тема не уронила показатели, хотя довольно часто новый дизайн вызывает у пользователей негативный эффект, так как нарушает привычные паттерны поведения.

Некоторые из предположений можем проверить, если считать, что исходные данные - уже результат А/В теста.

Мы можем сразу проверить теорию о том, что бОльший размер выборки мог показать другие результаты

```
light_df = df.loc[df['Theme'] == "Light Theme"]
dark_df = df.loc[df['Theme'] == "Dark Theme"]
sample_dark_30 = dark_df.loc[dark_df['Age'] >= 30]
sample_light_30 = light_df.loc[light_df['Age'] >= 30]
stattest_samples(s1 = light_df['Click Through Rate'].values,
                 s2 = dark_df['Click Through Rate'].values,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'mean',
                 generate=False)
     Для полных выборок a1: 486, a2: 514
     95% эфронов интервал: (-0.032, -0.003)
    Для ttest p-value: 0.04818435371010704
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.04515110315308348
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.04008476270097577
stattest_samples(s1 = light_df['Bounce Rate'].values,
                 s2 = dark_df['Bounce Rate'].values,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'mean',
                 generate=False)
     Для полных выборок a1: 486, a2: 514
     95% эфронов интервал: (-0.033, 0.006)
    Для ttest p-value: 0.229692077505148
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.20634524595744597
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.13681094147713696
stattest_samples(s1 = sample_light_30['Scroll_Depth'].values,
                 s2 = sample_dark_30['Scroll_Depth'].values,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'median',
                 generate=False)
     Для полных выборок a1: 363, a2: 369
    95% эфронов интервал: (-2.491, 4.32)
    Для ttest p-value: 0.4878806270265097
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.5198253406245434
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.5537227411448448
```

Получаем слабо отличающийся результат для СТР, на группе из 500 человек уже выявляется разница между темной и светлой темой в Click Through Rate, хотя 95% доверительный интервал очень близок к 0, результат слабый. В таблицах метрик видим, что значения действительно не так сильно отличаются

```
create_stats_df(dark_df[metrics_df.columns])
```

-	_	_	
-	→	•	
-	÷	_	

	Click Through Rate	Bounce Rate	Scroll_Depth	Conversion Rate	Session_Duration
Среднее	0.264501	0.512115	49.926404	0.251282	919.482490
Дисперсия	0.019836	0.030551	282.265184	0.019866	260394.616652
Мода	0.323352	0.296543	45.737376	0.178763	563.000000
Медиана	0.272815	0.532202	50.017310	0.244630	912.500000
1-й квартиль	0.143888	0.356787	35.627980	0.128340	462.000000
2-й квартиль	0.272815	0.532202	50.017310	0.244630	912.500000
3-й квартиль	0.382541	0.656779	63.931269	0.370905	1374.500000
4-й квартиль	0.499989	0.799658	79.824726	0.498916	1797.000000

create_stats_df(light_df[metrics_df.columns])

	>	}	

•		Click Through Rate	Bounce Rate	Scroll_Depth	Conversion Rate	Session_Duration
	Среднее	0.247109	0.499035	50.735232	0.255459	930.833333
	Дисперсия	0.018812	0.028673	289.070549	0.018828	256549.611340
	Мода	0.054920	0.405085	72.489458	0.282367	1535.000000
	Медиана	0.236563	0.496821	51.499497	0.260194	952.000000
	1-й квартиль	0.139769	0.351643	35.733453	0.141956	473.750000
	2-й квартиль	0.236563	0.496821	51.499497	0.260194	952.000000
	3-й квартиль	0.353777	0.637910	64.953740	0.375787	1376.000000
	4-й квартиль	0.499328	0.797683	79.997108	0.498660	1797.000000

Проверим также теорию о том, что мог быть эффект для других показателей

```
stattest_samples(s1 = light_df['Session_Duration'].values,
                 s2 = dark_df['Session_Duration'].values,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'median',
                 generate=False)
     Для полных выборок a1: 486, a2: 514
     95% эфронов интервал: (-58.6, 120.725)
    Для ttest p-value: 0.7242292543366338
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.7189033061927399
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.8140509182349521
stattest_samples(s1 = light_df['Conversion Rate'].values,
                 s2 = dark_df['Conversion Rate'].values,
                 stat_tests = ['ttest', 'mannwhitneyu', 'ks_2samp'],
                 h_metric = 'mean',
                 generate=False)
     Для полных выборок a1: 486, a2: 514
    95% эфронов интервал: (-0.013, 0.025)
    Для ttest p-value: 0.6349982678451778
    Для теста Мана-Уитни p-value: 0.6136737951955493
    Для теста Колмогорова-Смирнова p-value: 0.891718718379147
```

Таким образом, для выбранных метрик не видим начимой разницы на А/В тесте в варианте с рассчитанной выборкой 100 пользователей в группе, выборка в 500 пользователей также не дала бы другой результат. Это подтверждает правильность предварительного расчета выборок и эффективность А\А тестирования: мы рассчитали, что 100-150 пользователей будет достаточно, чтобы увидеть эффект. Действительно, при отсутствии эффекта на выборке в 100 пользователей при увеличении выборки до 500 эффект не появился. Мы потенциально сэкономили бизнесу время и ресурсы и подобрали оптимальный размер выборки для А/В теста.