Лабораторная работа №1

Выполнил Ишков Д. Группа ИУ5-24М 2021г

Задание:

Выбрать набор данных (датасет). Вы можете найти список свободно распространяемых датасетов здесь. Для лабораторных работ не рекомендуется выбирать датасеты очень большого размера.

Создать "историю о данных" в виде юпитер-ноутбука, с учетом следующих требований:

- История должна содержать не менее 5 шагов (где 5 рекомендуемое количество шагов). Каждый шаг содержит график и его текстовую интерпретацию.
- На каждом шаге наряду с удачным итоговым графиком рекомендуется в юпитер-ноутбуке оставлять результаты предварительных "неудачных" графиков.
- Не рекомендуется повторять виды графиков, желательно создать 5 графиков различных видов.
- Выбор графиков должен быть обоснован использованием методологии data-to-viz. Рекомендуется учитывать типичные ошибки построения выбранного вида графика по методологии data-to-viz. Если методология Вами отвергается, то просьба обосновать Ваше решение по выбору графика.
- История должна содержать итоговые выводы. В реальных "историях о данных" именно эти выводы представляют собой основную ценность для предприятия.

Шаг 0. Импорты и описание датасета

In [1]:

```
# wmnopmbi
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
import seaborn as sns
from umap import UMAP
from sklearn.decomposition import NMF
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import precision_recall_curve, roc_auc_score, f1_score, auc
%matplotlib inline
```

In [2]:

```
# чтение

df = pd.read_csv('train.zip', index_col=0)

df_test = pd.read_csv('test.zip', index_col=0)
```

Airline Passenger Satisfaction

This dataset contains an airline passenger satisfaction survey. What factors are highly correlated to a satisfied (or dissatisfied) passenger? Can you predict passenger satisfaction?

Gender: Gender of the passengers (Female, Male)

Customer Type: The customer type (Loyal customer, disloyal customer)

Age: The actual age of the passengers

Type of Travel: Purpose of the flight of the passengers (Personal Travel, Business Travel)

Class: Travel class in the plane of the passengers (Business, Eco, Eco Plus)

Flight distance: The flight distance of this journey

Inflight wifi service: Satisfaction level of the inflight wifi service (0:Not Applicable;1-5)

Departure/Arrival time convenient: Satisfaction level of Departure/Arrival time convenient

Ease of Online booking: Satisfaction level of online booking

Gate location: Satisfaction level of Gate location

Food and drink: Satisfaction level of Food and drink

Online boarding: Satisfaction level of online boarding

Seat comfort: Satisfaction level of Seat comfort

Inflight entertainment: Satisfaction level of inflight entertainment

On-board service: Satisfaction level of On-board service

Leg room service: Satisfaction level of Leg room service

Baggage handling: Satisfaction level of baggage handling

Check-in service: Satisfaction level of Check-in service

Inflight service: Satisfaction level of inflight service

Cleanliness: Satisfaction level of Cleanliness

Departure Delay in Minutes: Minutes delayed when departure

Arrival Delay in Minutes: Minutes delayed when Arrival

Satisfaction: Airline satisfaction level(Satisfaction, neutral or dissatisfaction)

In [3]:

срез данных df.head()

Out[3]:

	id	Gender	Customer Type	Age	Type of Travel	Class	Flight Distance	Inflight wifi service	Departure/Arrival time convenient
0	70172	Male	Loyal Customer	13	Personal Travel	Eco Plus	460	3	4
1	5047	Male	disloyal Customer	25	Business travel	Business	235	3	2
2	110028	Female	Loyal Customer	26	Business travel	Business	1142	2	2
3	24026	Female	Loyal Customer	25	Business travel	Business	562	2	5
4	119299	Male	Loyal Customer	61	Business travel	Business	214	3	3

5 rows × 24 columns

In [4]:

```
# информация о столбцах
df.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 103904 entries, 0 to 103903
Data columns (total 24 columns):
id
                                      103904 non-null int64
                                      103904 non-null object
Gender
Customer Type
                                      103904 non-null object
                                      103904 non-null int64
Age
Type of Travel
                                      103904 non-null object
Class
                                      103904 non-null object
Flight Distance
                                      103904 non-null int64
                                      103904 non-null int64
Inflight wifi service
                                      103904 non-null int64
Departure/Arrival time convenient
Ease of Online booking
                                      103904 non-null int64
Gate location
                                      103904 non-null int64
Food and drink
                                      103904 non-null int64
Online boarding
                                      103904 non-null int64
Seat comfort
                                      103904 non-null int64
Inflight entertainment
                                      103904 non-null int64
On-board service
                                      103904 non-null int64
Leg room service
                                      103904 non-null int64
Baggage handling
                                      103904 non-null int64
Checkin service
                                      103904 non-null int64
Inflight service
                                      103904 non-null int64
```

103904 non-null int64

103904 non-null int64

103594 non-null float64

103904 non-null object

dtypes: float64(1), int64(18), object(5)

memory usage: 19.8+ MB

Departure Delay in Minutes

Arrival Delay in Minutes

Cleanliness

satisfaction

Как можно увидеть, пропусков нет

In [5]:

df.describe()

Out[5]:

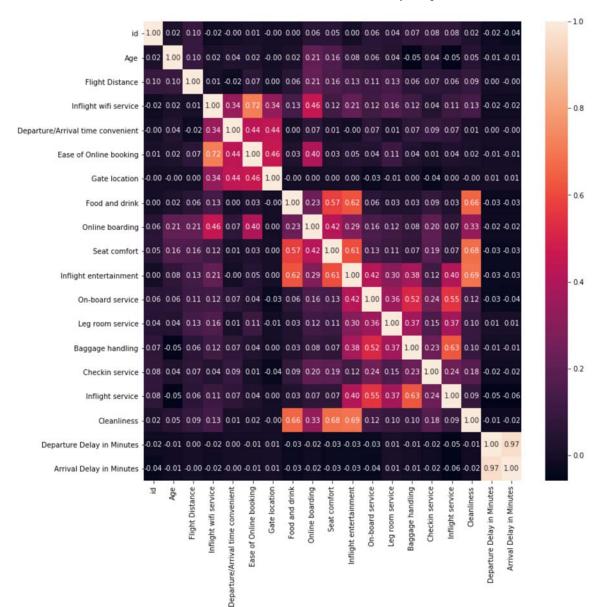
	id	Age	Flight Distance	Inflight wifi service	Departure/Arrival time convenient	Ease (
count	103904.000000	103904.000000	103904.000000	103904.000000	103904.000000	10390
mean	64924.210502	39.379706	1189.448375	2.729683	3.060296	
std	37463.812252	15.114964	997.147281	1.327829	1.525075	
min	1.000000	7.000000	31.000000	0.000000	0.000000	1
25%	32533.750000	27.000000	414.000000	2.000000	2.000000	:
50%	64856.500000	40.000000	843.000000	3.000000	3.000000	;
75%	97368.250000	51.000000	1743.000000	4.000000	4.000000	4
max	129880.000000	85.000000	4983.000000	5.000000	5.000000	;

```
In [6]:
```

```
plt.figure(figsize=(12, 12))
sns.heatmap(df.corr(), annot=True, fmt='.2f')
```

Out[6]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x22ab595e358>



Переименуем столбцы для более удобной работы с ними

```
In [7]:
coltype = {}
df.columns = [col.lower().replace(' ', '_').replace('-', '') for col in df.columns]
df.columns = [col if col not in ['id', 'class'] else col+'_' for col in df.columns]
df test.columns = df.columns
for col in df.columns:
    coltype[col] = 'cat'
for col in ['age', 'flight_distance',
            'departure_delay_in_minutes', 'arrival_delay_in_minutes']:
    coltype[col] = 'numeric'
df.columns
Out[7]:
Index(['id_', 'gender', 'customer_type', 'age', 'type_of_travel', 'class
_',
       'flight_distance', 'inflight_wifi_service',
       'departure/arrival_time_convenient', 'ease_of_online_booking',
       'gate_location', 'food_and_drink', 'online_boarding', 'seat_comfor
t',
       'inflight entertainment', 'onboard service', 'leg room service',
       'baggage_handling', 'checkin_service', 'inflight_service',
       'cleanliness', 'departure_delay_in_minutes', 'arrival_delay_in_minu
tes',
       'satisfaction'],
      dtype='object')
```

Шаг 1. Влияние класса на дальность поездки

Сгруппируем по типу класса

```
In [8]:

df.groupby('class_').flight_distance.agg('mean')

Out[8]:

class_
Business 1675.976925
Eco 743.439748
Eco Plus 747.125567
Name: flight_distance, dtype: float64
```

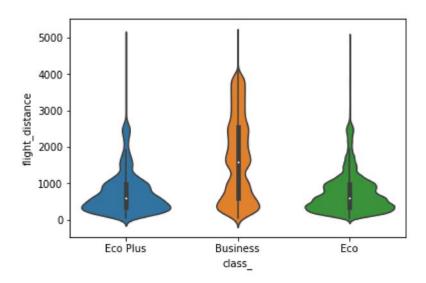
Есо и Есо Plus очень похожи по среднему значению

In [9]:

sns.violinplot(df.class_, df.flight_distance)

Out[9]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x22ab5d043c8>

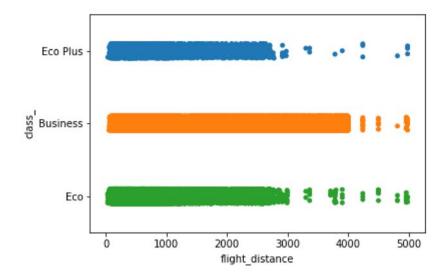


In [10]:

sns.stripplot(df.flight_distance, df.class_)

Out[10]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x22ab80f3b00>

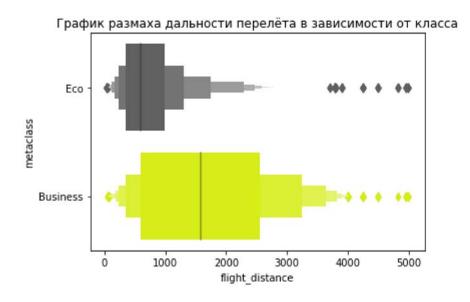


Есо и Есо Plus очень похожи по распределению => их можно объединить в одну группу

In [11]:

Out[11]:

Text(0.5,1, 'График размаха дальности перелёта в зависимости от класса')



Итоги: Диаграмма размаха, совмещенная с гистограммой, для эконом и бизнес классов.

Группы расположены горизонтально, чтобы легче сравнивать. Бизнес-класс выделен ярким цветом.

Шаг 2. Как влияет возраст пассажира на оценку

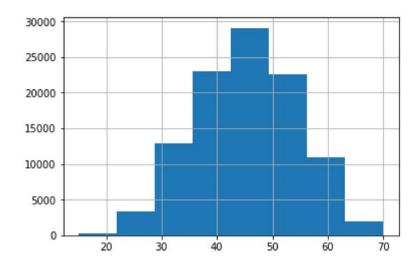
Введём новую переменную total_score, являющуюся суммой оценок за все сервисы

In [12]:

bins: 8

Out[12]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x22abc973da0>



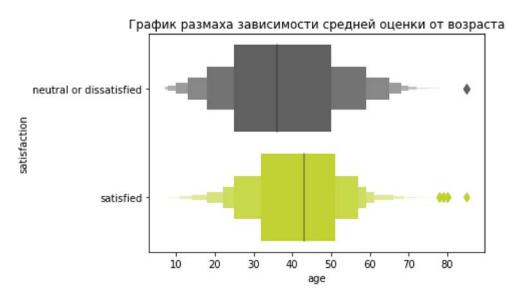
По гистограмме оценки имеют нормальное распределение, но рисунок неинформативный

In [13]:

```
sns.boxenplot(df.age, df.satisfaction, palette=['#606060FF', '#D6ED17FF'])
plt.title('График размаха зависимости средней оценки от возраста')
```

Out[13]:

Text(0.5,1, 'График размаха зависимости средней оценки от возраста')



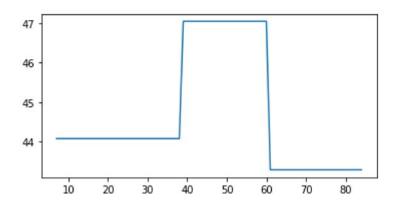
По диаграмме размаха видно, что возраст влияет на оценку, распределения не одинаковые Характер воздействия не ясен

Найдём максимально различимые возрастные группы с помощью дерева решений

In [14]:

Out[14]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x22abc7dd860>]



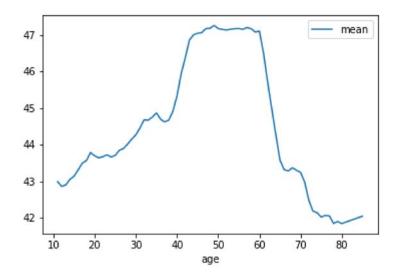
Из граффика видны три группы, нужно перепроверить, насколько это совпадает с действительностью

In [15]:

```
df.groupby('age').total_score.agg(['mean']).rolling(5).mean().plot()
```

Out[15]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x22abc42d470>



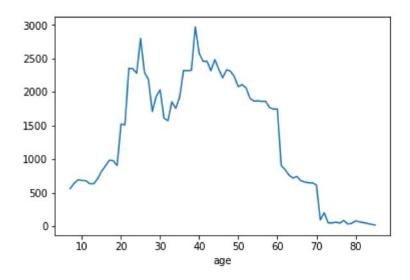
Из граффика оконного среднего также видны три группы, причём второй отрезок подозрительно стабильный

In [16]:

```
df.groupby('age').id_.agg('count').plot()
```

Out[16]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x22abc25c8d0>



Проверили на наличие дубликатов и сфабрикованности записей в диапазоне 40-60 лет.

In [17]:

```
def bootstrap(group, level=25):
    means = []
    for i in range(1000):
        means.append(np.mean(np.random.choice(group, size=group.size)))
    return np.percentile(means, level)
grouped = df.groupby('age').total_score
mean = grouped.agg('mean').rolling(3).mean().reset_index()
p25 = grouped.agg(lambda x: bootstrap(x, 2.5)).rolling(3).mean().reset_index()
p75 = grouped.agg(lambda x: bootstrap(x, 97.5)).rolling(3).mean().reset index()
mean.columns = ['age', 'v']
p25.columns = ['age', 'v']
p75.columns = ['age', 'v']
plt.plot(p25.age, mean.v)
plt.fill_between(p25.age, p25.v,
                  p75.v,alpha=0.2)
plt.axvline(x=40, color='red')
plt.axvline(x=61, color='red')
plt.text(10, 46, 'I.', fontsize=20)
plt.text(45, 46, 'II.', fontsize=20)
plt.text(70, 46, 'III.', fontsize=20)
plt.xlabel('Возраст пассажира')
plt.ylabel('Средняя суммарная оценка')
plt.title('Зависимость средней суммарной оценки пассажира от его возраста')
```

Out[17]:

Text(0.5,1,'Зависимость средней суммарной оценки пассажира от его возраст a')



Построили график для суммарной оценки с 95% доверительным интервалом. Видны три участка.

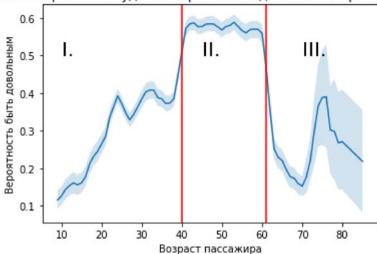
In [18]:

```
grouped = df.groupby('age').satisfaction
mean = grouped.agg(lambda x: np.mean(x=='satisfied')).rolling(3).mean().reset_index()
p25 = grouped.agg(lambda x: bootstrap(x=='satisfied', 2.5)).rolling(3).mean().reset_ind
ex()
p75 = grouped.agg(lambda x: bootstrap(x=='satisfied', 97.5)).rolling(3).mean().reset in
dex()
mean.columns = ['age', 'v']
p25.columns = ['age', 'v']
p75.columns = ['age', 'v']
plt.plot(p25.age, mean.v)
plt.fill_between(p25.age, p25.v,
                 p75.v,alpha=0.2)
plt.axvline(x=40, color='red')
plt.axvline(x=61, color='red')
plt.text(10, .50, 'I.', fontsize=20)
plt.text(45, .50, 'II.', fontsize=20)
plt.text(70, .50, 'III.', fontsize=20)
plt.xlabel('Возраст пассажира')
plt.ylabel('Вероятность быть довольным')
plt.title('Зависимость вероятности удовлетворения поездкой пассажира от его возраста')
```

Out[18]:

Text(0.5,1,'Зависимость вероятности удовлетворения поездкой пассажира от е го возраста')

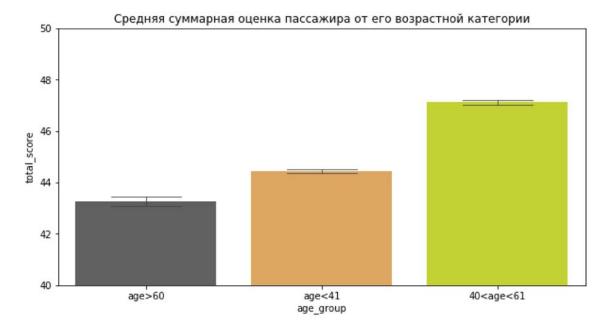




Построили такой же график для целевой переменной с 95% доверительным интервалом. Тут тоже видны три участка.

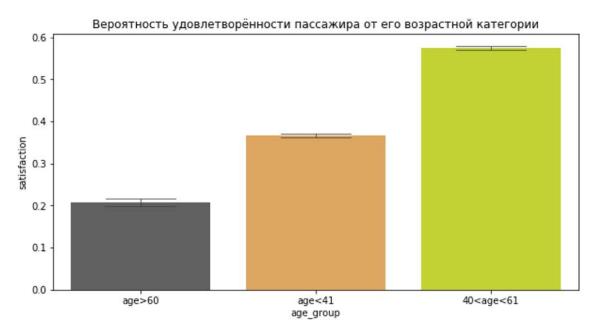
In [19]:

```
groups = ['age>60', 'age<41', '40<age<61', ]</pre>
df['age_group'] = groups[1]
df.loc[df.age>41, 'age_group'] = groups[-1]
df.loc[df.age>60, 'age_group'] = groups[0]
coltype['age_group'] = 'cat'
plt.figure(figsize=(10, 5))
ax = sns.barplot(df.age_group, df.total_score, order=groups, ci=95,
                 capsize=0.4, errwidth=0.8,
                 palette=['#606060FF', '#F2AA4CFF', '#D6ED17FF'])
ax.set ylim(40, 50)
plt.title('Средняя суммарная оценка пассажира от его возрастной категории')
plt.show()
plt.figure(figsize=(10, 5))
ax = sns.barplot(df.age_group, df.satisfaction=='satisfied', order=groups, ci=95,
                 capsize=0.4, errwidth=0.8,
                 palette=['#606060FF', '#F2AA4CFF', '#D6ED17FF'])
plt.title('Вероятность удовлетворённости пассажира от его возрастной категории')
```



Out[19]:

Text(0.5,1, Вероятность удовлетворённости пассажира от его возрастной кате гории')



Итог: В датасете можно выделить три информативные возрастные группы.

- Пожилые (старше 60 лет) остаются удовлетворёнными только в ~20% случаев;
- Молодые (младше 40 лет) остаются удовлетворёнными только в ~35% случаев;
- Среднего (от 40 лет до 60 лет) остаются удовлетворёнными чаще всего, в ~60% случаев. Хотя тут возможна сфабрикованность данных, уж слишком стабильна по оценкам эта возрастная категория.

Шаг 3. Надо или не надо обрезать столбчатые диаграммы?

Пример спекуляции путём обрезки вертикальной оси:

Хотя реальная разница между столбцами всего 3%, По такому графику можно предположить, что женщины летают на порядок чаще мужчин.

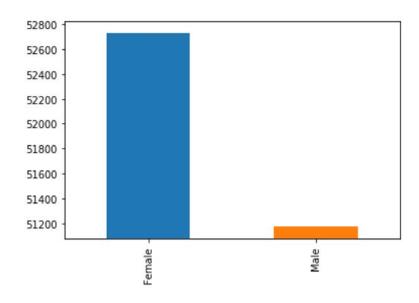
Также стоит учесть, что это собранные данные, а не генеральная совокупность, и имеет место систематическая ошибка выборки.

In [20]:

```
ax = df.gender.value_counts().plot(kind='bar')
ax.set_ylim(df.gender.value_counts().min()-100, df.gender.value_counts().max()+100)
```

Out[20]:

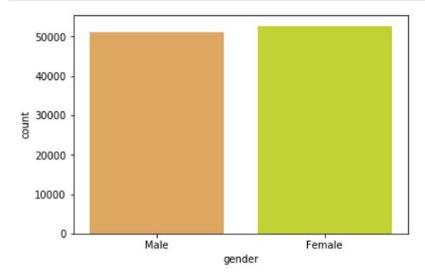
(51077, 52827)



Реальная картина

In [21]:

```
ax = sns.countplot(df.gender, palette=['#F2AA4CFF', '#D6ED17FF', '#606060FF'])
```



Аналогичный пример, но с удовлетворённостью в зависимости от пола.

Непересекающиеся 95% доверительные интервалы свидетельствует о статистически значимых различиях, но насколько велики эти различия?

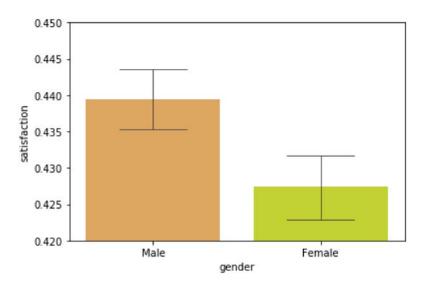
Диаграмма может ввести в заблуждение, так как сложится впечатление, что чуть ли не в два раза разница.

При этом по вертикальной оси разница составляет 1.5%

In [22]:

Out[22]:

(0.42, 0.45)



Аналогичный пример, но с пропорцией бизнес-поездок в зависимости от пола.

Может сложиться впечатления, что бизнес-леди больше бизнесменов.

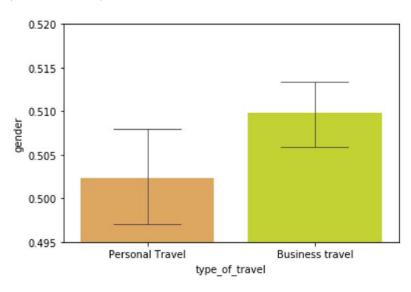
Доверительные интервалы пересекаются, значит различия не статистически значимые.

При этом по вертикальной оси разница составляет 1.2%

In [23]:

Out[23]:

(0.495, 0.52)

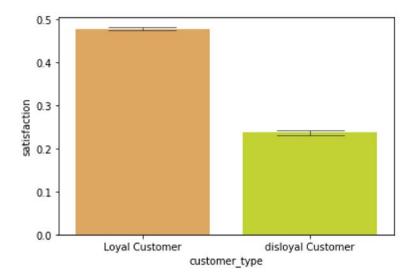


Хорошие примеры

In [24]:

Out[24]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x22abcab37b8>

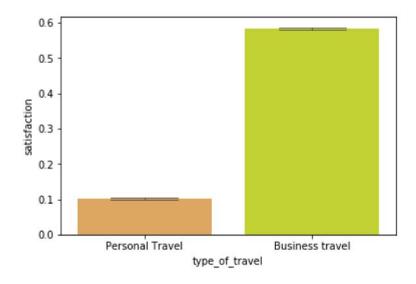


Хорошие примеры

In [25]:

Out[25]:

<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x22abca1de10>

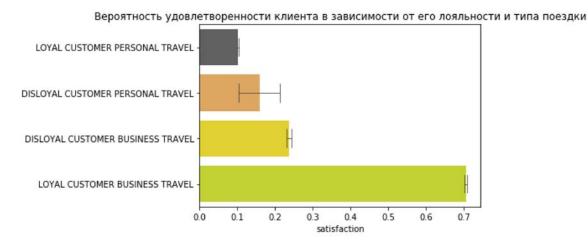


Можно составить декартвое произведение и отразить 2 диаграммы как одну

In [26]:

Out[26]:

Text(0.5,1, Вероятность удовлетворенности клиента в зависимости от его лоя льности и типа поездки')



Итог: Надо с большой осторожностью обрезать оси.

Последняя диграмма была отсортирована, расположена горизонтально, зеленым цветом выделена доброжелательная группа - лояльные клиенты, цель поездки - бизнес.

Из этой диаграммы можно формировать конкретные стратегии для каждой целевой группы, чтобы повысить общую удовлетворённость (задача Uplift).

Шаг 4. Визуализация кластеров и факторы

Преобразование категориальных данных

In [27]:

```
preprocess = []
features = []
for col in df.columns[1:-4].tolist()+['age_group']:
    if df[col].dtype=='0':
        print(col)
        preprocess.append(pd.get_dummies(df[col], drop_first=True).values)
        features.extend((col+pd.get dummies(df[col],
                                             drop_first=True).columns.astype(str)).tolis
t())
    else:
        try:
            int(df[col].values.reshape(-1, 1).min())
        except ValueError:
            df[col] = df[col].fillna(0)
            print(col)
        if coltype[col] == 'numeric':
            preprocess.append(df[col].values.reshape(-1, 1))
            features.append(col)
        else:
            # categorical
            if np.unique(df[col].values).size == 0:
                # rating
                preprocess.append((df[col] < 3).values.reshape(-1, 1))</pre>
                preprocess.append((df[col] > 3).values.reshape(-1, 1))
            else:
                preprocess.append(pd.get_dummies(df[col], drop_first=True).values)
                features.extend((col+pd.get dummies(df[col],
                                                     drop first=True).columns.astype(str
)).tolist())
preprocess = np.hstack(preprocess)
```

```
gender
customer_type
type_of_travel
class_
arrival_delay_in_minutes
age_group
```

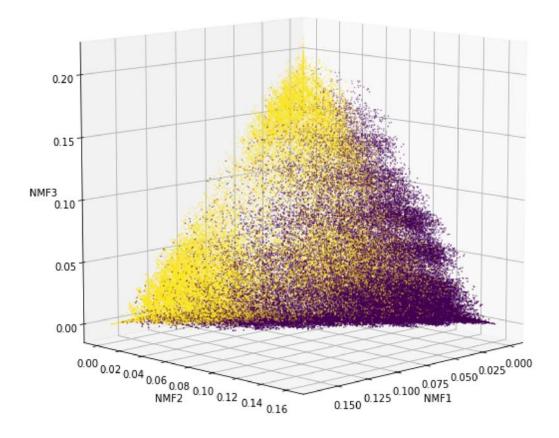
Визуализация 3 факторов

In [28]:

Out[28]:

Text(0.05,0.95, 'Проекция в 3д')

Проекция в Зд



Из диаграммы рассеивания видно, что два фактора из трёх связаны с удовлетворённостью пассажира. Попробуем свести все к одной переменной

```
In [29]:
```

```
top25_features = np.argsort(nmf.components_[0]+nmf.components_[2]-nmf.components_[1])[: -25:-1]
# самые важные признаки
set(map(lambda col: ''.join(filter(lambda x: not x.isdigit(), col)), np.array(features)
[top25_features]))
```

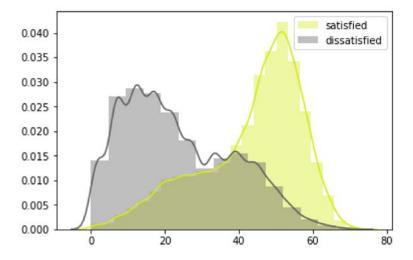
```
Out[29]:
```

```
{'age',
  'baggage_handling',
  'checkin_service',
  'cleanliness',
  'ease_of_online_booking',
  'flight_distance',
  'food_and_drink',
  'inflight_entertainment',
  'inflight_service',
  'inflight_wifi_service',
  'leg_room_service',
  'onboard_service',
  'online_boarding',
  'seat_comfort'}
```

In [30]:

Out[30]:

<matplotlib.legend.Legend at 0x22abc4616a0>



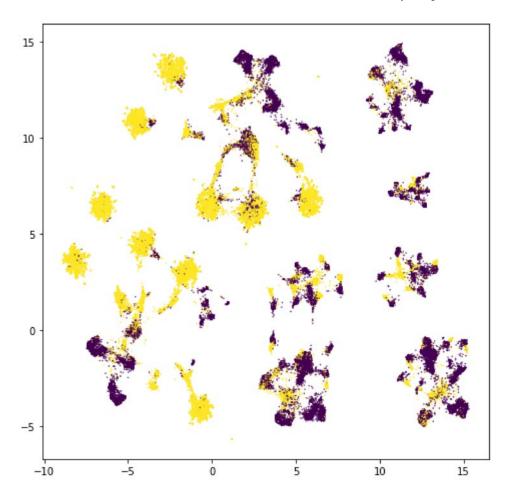
Новая переменная позволяет разделить пассажиров с помощью линейной комбинации из 14 признаков, что видно из графика

In [31]:

```
UMAP(a=None, angular rp forest=False, b=None,
     force approximation algorithm=True, init='spectral', learning rate=1.
0,
     local connectivity=1.0, low memory=True, metric='euclidean',
    metric_kwds=None, min_dist=0.1, n_components=2, n_epochs=None,
    n neighbors=8, negative sample rate=5, output metric='euclidean',
    output metric kwds=None, random state=69, repulsion strength=1.0,
     set_op_mix_ratio=1.0, spread=1.0, target_metric='categorical',
    target metric kwds=None, target n neighbors=-1, target weight=0.5,
    transform_queue_size=4.0, transform_seed=42, unique=False, verbose=Tr
ue)
Construct fuzzy simplicial set
Fri Feb 12 18:47:24 2021 Finding Nearest Neighbors
Fri Feb 12 18:47:24 2021 Building RP forest with 21 trees
Fri Feb 12 18:47:35 2021 NN descent for 17 iterations
        0 / 17
        1
           /
              17
        2
           /
              17
        3
           /
              17
        4 /
              17
        5
           /
              17
           /
        6
              17
        7
           /
              17
           /
              17
Fri Feb 12 18:48:07 2021 Finished Nearest Neighbor Search
Fri Feb 12 18:48:15 2021 Construct embedding
       completed 0 / 200 epochs
       completed 20 / 200 epochs
       completed 40 /
                         200 epochs
       completed 60 / 200 epochs
       completed 80 / 200 epochs
       completed 100 / 200 epochs
       completed 120 / 200 epochs
       completed 140 / 200 epochs
       completed 160 /
                          200 epochs
       completed 180 / 200 epochs
Fri Feb 12 18:50:09 2021 Finished embedding
```

Out[31]:

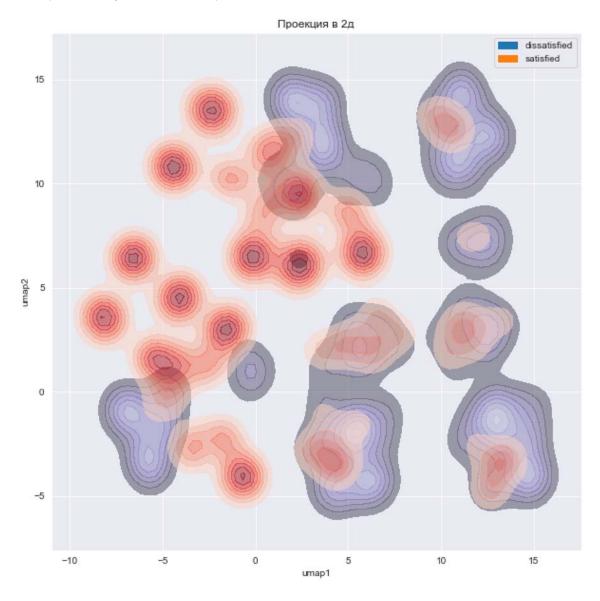
<matplotlib.collections.PathCollection at 0x22ac7a886a0>



In [32]:

Out[32]:

Text(0.5,1, 'Проекция в 2д')



Итог: Нашли информативные признаки, визуализировали кластеры на 2д плоскости.

Были найдены следующие информативные признаки с помощью анализа факторов:

- age;
- baggage_handling;
- · checkin service;
- · cleanliness;
- · ease_of_online_booking;
- · flight distance;
- · food and drink;
- inflight_entertainment;
- · inflight service;
- inflight wifi service;
- · leg room service;
- · onboard service;
- online_boarding;
- · seat comfort.

С помощью алгоритма понижения размерности была получена 2д визуализация данных, на которых можно четко увидеть кластеры. При этом центры кластеров по оценке плотности с помощью ядер практически не перекрываются для удовлетворённых и неудовлетворённых пассажиров.

Шаг 5. Проверка распределений обучаемой и тестовой выборок

Довольно частой проблемой является несоответствие распределения данных между тестовой или валидационной выборки и обучающей.

Несоотвтествие выборок напрямую влияет на подбор гиперпараметров модели. Желательно, чтобы выборки совпадали.

Для проверки распределений введём новую колонку tt, где она будет 0 у обучающей и 1 у тестовой. Если распределения одинаковы, то классификатор будет иметь такое же качество, как и случайное угадыванин.

```
In [33]:
```

```
df['tt'] = 0
df_test['tt'] = 1
subset = ['gender', 'customer_type', 'age', 'type_of_travel', 'class_',
       'flight_distance', 'inflight_wifi_service',
       'departure/arrival_time_convenient', 'ease_of_online_booking',
       'gate_location', 'food_and_drink', 'online_boarding', 'seat_comfort',
       'inflight_entertainment', 'onboard_service', 'leg_room_service',
       'baggage_handling', 'checkin_service', 'inflight_service',
       'cleanliness', 'departure_delay_in_minutes', 'arrival_delay_in_minutes', 'tt']
ddf = pd.concat([df test[subset], df[subset]])
preprocess = []
for col in ddf.columns[:-1]:
    if ddf[col].dtype=='0':
        print(col)
        preprocess.append(pd.get_dummies(ddf[col], drop_first=True).values)
    else:
        try:
            int(ddf[col].values.reshape(-1, 1).min())
        except ValueError:
            ddf[col] = ddf[col].fillna(-1)
            print(col)
        #preprocess.append(pd.get dummies(ddf[col], drop first=True).values)
        preprocess.append(ddf[col].values.reshape(-1, 1))
preprocess = np.hstack(preprocess)
```

```
gender
customer_type
type_of_travel
class_
arrival_delay_in_minutes
```

Делим объединённый датасет на новую обучающую и тестовую выборки и учим случайный лес.

In [34]:

```
[Parallel(n_jobs=1)]: Using backend SequentialBackend with 1 concurrent wo rkers.

[Parallel(n jobs=1)]: Done 100 out of 100 | elapsed: 26.0s finished
```

Строим распределения для каждой из оригинальных выборок.

Считаем f1-меру, auc.

Строим кривую полнота-точность

In [35]:

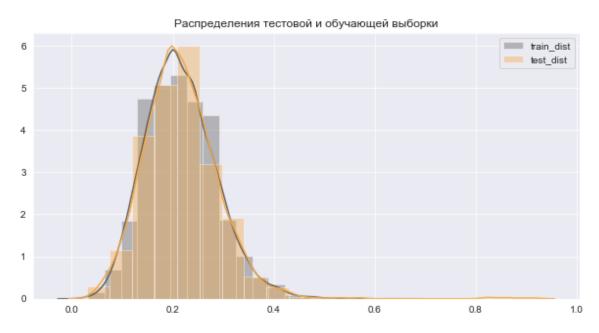
```
plt.figure(figsize=(10, 5))
lr_probs = rf.predict_proba(X_test)[:, 1]
yhat = rf.predict(X_test)
sns.distplot(lr probs[y test==0], bins=20, color='#606060FF', label='train dist')
sns.distplot(lr_probs[y_test==1], bins=20, color='#F2AA4CFF', label='test_dist')
plt.legend()
plt.title('Распределения тестовой и обучающей выборки')
plt.show()
plt.figure(figsize=(10, 5))
lr precision, lr recall, = precision recall curve(y test, lr probs)
lr_f1 = f1_score(y_test, yhat)
# summarize scores
print('AUC is ', roc_auc_score(y_test, lr_probs))
print('f1=%.3f' % (lr f1))
# plot the precision-recall curves
no_skill = len(y_test[y_test==1]) / len(y_test)
plt.plot([0, 1], [no_skill], no_skill], linestyle='--', label='Random', c='#606060FF')
plt.plot(lr recall, lr precision, marker='.', label='Model', c='#F2AA4CFF')
# axis labels
plt.xlabel('Recall')
plt.ylabel('Precision')
plt.title('Precision-Recall Curve')
# show the Legend
plt.legend()
# show the plot
plt.show()
```

 $[Parallel(n_jobs=1)]$: Using backend SequentialBackend with 1 concurrent wo rkers.

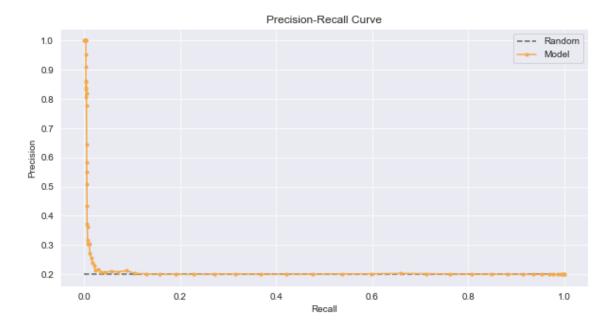
[Parallel(n_jobs=1)]: Done 100 out of 100 | elapsed: 1.6s finished

[Parallel(n_jobs=1)]: Using backend SequentialBackend with 1 concurrent wo rkers.

[Parallel(n_jobs=1)]: Done 100 out of 100 | elapsed: 1.3s finished



AUC is 0.5028666270701276 f1=0.010



Итог:

Анализ распределений показал, что обучающая и тестовая выборки совпадают с точностью до погрешности и они выбраны из одной генеральной совокупности.