МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ им. Н.Э. Баумана

Факультет «Информатика и системы управления» Кафедра «Систем обработки информации и управления»

ОТЧЕТ

Лабораторная работа №1 по дисциплине «Методы машинного обучения»

Тема: «Создание "истории о данных"» Вариант 9

ИСПОЛНИТЕЛЬ:	Очеретная С.В
группа ИУ5-25М	подпись
	""2024 г.
ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:	Гапанюк Ю.Е
	подпись
	" " 2024 г.

Москва - 2024

Цель лабораторной работы: изучение различных методов визуализации данных и создание истории на основе данных.

Краткое описание: построение графиков, помогающих понять структуру данных, и их интерпретация.

Задание

- 1. Выбрать набор данных (датасет).
- 2. 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.
 - 3. Сформировать отчет и разместить его в своем репозитории на github.

Ход работы

Импорт данных и библиотек

```
Импорт библиотек

pip install -U ridgeplot

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib as mpl
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
import seaborn as sns
import plotly.express as px
from ridgeplot import ridgeplot
Подключение к диску

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive/')
```

Импорт датасета

data = pd.read_csv("/content/drive/My Drive/Учеба/магистратура/2 сем/MMO/Air_ Traffic_Passenger_Statistics.csv")

Описание датасета

Просмотр первых 5 строк датасета

data.head()



data.shape

(15007, 17)

Датасет содержит информацию о статистике пассажиропотока авиакомпании. Статистика пассажиропотока может быть полезным инструментом для понимания авиационной отрасли и составления планов поездок. Данные включают количество пассажиров, выполняющую авиакомпанию, опубликованную авиакомпанию, географический регион, код типа деятельности, код ценовой категории, терминал, место посадки, а также год и месяц полета

Датасет состоит из 17 колонок:

- 1. index номер колонки
- 2. Activity Period период активности (Date)
- 3. Operating Airline авиакомпания, выполнявшая рейс(String)
- 4. Operating Airline IATA Code IATA-код авиакомпании, выполнявшей рейс (String)
- 5. Published Airline авиакомпания, опубликовавшая тариф на рейс (String)
- 6. Published Airline IATA-код авиакомпании, опубликовавшей тариф на рейс (String)
- 7. GEO Summary краткая информация о географическом регионе (String)
- 8. GEO Region T географический регион (String)
- 9. Activity Type Code вид деятельности (String)
- 10. Price Category Code ценовая категория тарифа (String)
- 11. Terminal терминал рейса (String)
- 12. Boarding Area зона посадки на рейс (String)
- 13. Passenger Count количество пассажиров на рейсе (Integer)
- 14. Adjusted Activity Type Code вид деятельности, скорректированный с учетом отсутствующих данных (String)
- 15. Adjusted Passenger Count количество пассажиров на рейсе, скорректированное с учетом отсутствующих данных (Integer)

```
16. Year - год активности (Integer)
```

```
17. Month - месяц активности (Integer)
```

```
Уникальные значения некоторых колонок:
```

```
print(data['GEO Summary'].unique())
print(data['GEO Region'].unique())
print(data['Activity Type Code'].unique())
print(data['Price Category Code'].unique())
print(data['Terminal'].unique())
print(data['Boarding Area'].unique())
print(data['Adjusted Activity Type Code'].unique())
['Domestic' 'International']
['US' 'Canada' 'Asia' 'Europe' 'Australia / Oceania' 'Mexico'
 'Central America' 'Middle East' 'South America']
['Deplaned' 'Enplaned' 'Thru / Transit']
['Low Fare' 'Other']
['Terminal 1' 'International' 'Terminal 3' 'Other' 'Terminal 2']
['B' 'G' 'A' 'E' 'C' 'F' 'Other' 'D']
['Deplaned' 'Enplaned' 'Thru / Transit * 2']
Проверка на нулевые значения
data.isnull().sum()
```

```
index
                                 0
Activity Period
                                 0
Operating Airline
                                 0
Operating Airline IATA Code
                                54
Published Airline
                                 0
Published Airline IATA Code
                                54
GEO Summary
                                 0
GEO Region
                                 0
Activity Type Code
                                 0
Price Category Code
                                 0
                                 0
Terminal
Boarding Area
                                 0
Passenger Count
                                 0
Adjusted Activity Type Code
                                 0
Adjusted Passenger Count
                                 0
                                 0
Year
Month
                                 0
dtype: int64
```

0

Нулевые значения всего в 2х колонках, но для анализа мы их использовать не будем. Вырежем колонки, которые не будем использовать:

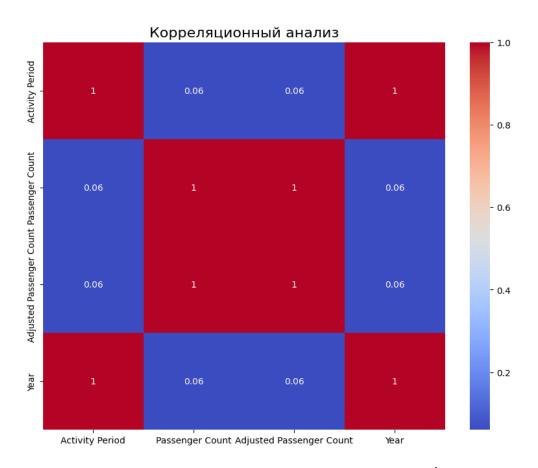
```
data=data.drop(columns=['index','Operating Airline IATA Code','Published Airl
ine IATA Code'],axis=1)
data.isnull().sum().sum()
```

Исследование структуры датасета

Корреляционный анализ (4пит)

Исследуем зависимости между числовыми переменными датасета:

```
plt.figure(figsize= (10, 8))
ax = sns.heatmap(data.corr().round(2), cmap= 'coolwarm', annot=True)
ax.set_title('Корреляционный анализ', fontsize=16)
plt.show()
```



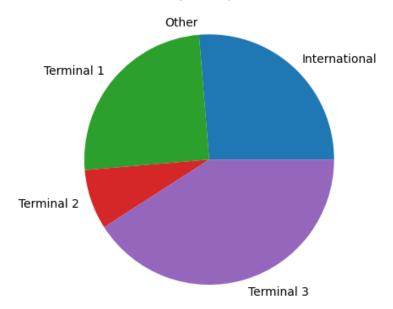
Как видим, зависимости отсутсвуют, т.к. все значения малы (диагонали не рассматриваем)

Круговая диаграмма (1num-1cat)

Посмотрим распределение количества пассажиров по терминалам с помощью круговой диаграммы

```
Terminal=data.groupby('Terminal').agg({"Adjusted Passenger Count":sum})
plt.title("Категории терминала")
plt.pie(x=Terminal['Adjusted Passenger Count'],labels=Terminal.index,radius=1
)
plt.show()
```

Категории терминала



На диаграмме видно, что терминал 3 используется чаще всего, а терминал 2 реже всего. Эту информацию мы можем применить для того, чтобы разгрузить терминалы при дальнейшем составлении расписания рейсов.

Линейная диаграмма (2пит)

Построим линейную диаграмму, чтобы отследить общий поток пассажиров в разные года. Перед этим сгруппируем число пассажиров по году.

```
passengers_count=data.groupby('Year').agg({"Adjusted Passenger Count":sum})
plt.plot(passengers_count.index.tolist(), passengers_count.values)
plt.title('Зависимость количества пассажиров от года')
plt.xlabel('Год')
plt.ylabel('Количество пассажиров')
plt.show()
```



По диаграмме видим, что поток пассажиров растет с каждым годом и достигает пика в 2015 году. В 2016 кол-во пассажиров невелико скорее всего из-за того, что на момент сбора данных этот год еще не закончился и все данные не были собраны.

Столбчатая диаграмма (1num-1cat)

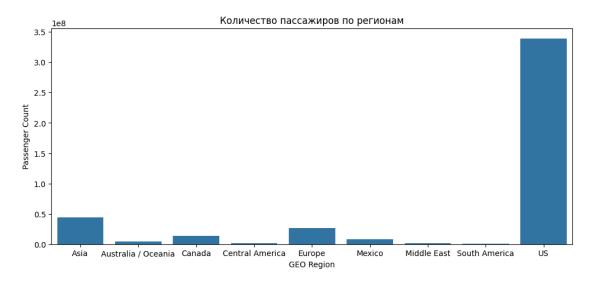
Данные в датасеты собраны за период от 2005 до 2016 года

```
print(data['Year'].min())
print(data['Year'].max())
2005
2016
```

Посмотрим количество пассажиров по регионам с помощью столбчатой диаграммы (barplot):

```
plt.figure(figsize=(12,5))
plt.title("Количество пассажиров по регионам")
plt.ylabel("Passenger Count")

GEO_Region=data.groupby('GEO Region').agg({"Adjusted Passenger Count":sum})
sns.barplot(x=GEO_Region.index, y=GEO_Region['Adjusted Passenger Count'])
```

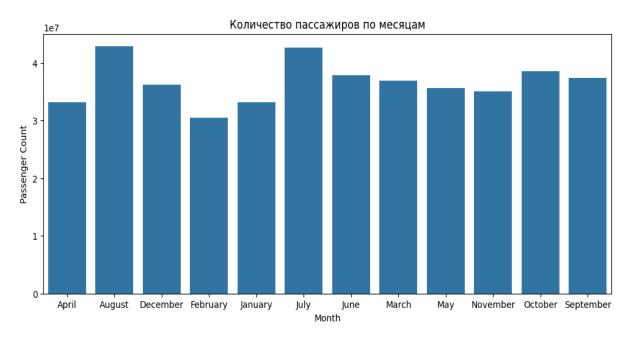


По графику видно, что больше всего пассажиров из US, далее из Азии, Европы, Канады, Мексики и остальных.

Далее посмотрим распределение количества пассажиров по месяцам:

```
plt.figure(figsize=(12,5))
plt.title("Количество пассажиров по месяцам")
plt.ylabel("Passenger Count")

count=data.groupby('Month').agg({"Adjusted Passenger Count":sum})
sns.barplot(x=count.index, y=count['Adjusted Passenger Count'])
```



По графику видно, что больше всего пассажиров путешествует в Августе и Июле (то есть летом), а реже всего в феврале (то есть зимой)

График хребтов (2num-2cat)

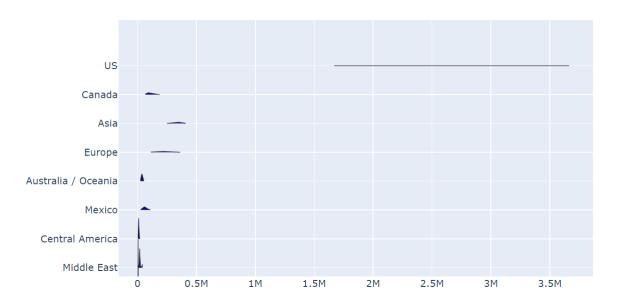
С помощью графика хребтов посмотрим распределения потока пассажиров за несколько лет для разных стран

```
passengers_count=data.groupby(['GEO Region', 'Year', 'Month']).agg({'Adjusted Passenger Count': 'sum'})['Adjusted Passenger Count']
regions = data['GEO Region'].unique()
passengers_count_arrays={regions[i]: [] for i in range(0, len(regions))}

for i in range(0, len(passengers_count)):
    region = passengers_count.keys()[i][0]

    array = passengers_count_arrays.get(region)
    array.append(passengers_count.iloc[i])
    passengers_count_arrays[region] = array

fig = ridgeplot(samples=list(passengers_count_arrays.values()), labels=list(passengers_count_arrays.keys()))
fig.update_layout(height=500, width=800)
fig.show()
```



По графику видим, что в US поток самый огромный и колеблется от 1.67 до 3.66 млн пассажиров / мес. В Южной Америке, Среднем Востоке и Центральной Америке поток пассажиро в мал и почти не колеблется. В остальных регионах поток не превышает пол миллиона пассажиров / мес и не значительно колеблется.

Тепловая карта (1num-3cat)

С помощью тепловой карты можем посмотреть распределение числа пассажиров по компаниям, выполнявшим рейс. При этом, все компании сгруппированы по странам, а страны разделены на "международные" и "домашние".

```
fig = px.treemap(data, path=[px.Constant("Passengers count"), 'GEO Summary',
'GEO Region', 'Operating Airline'], values='Adjusted Passenger Count')
fig.update_traces(root_color="lightgrey")
fig.update_layout(margin = dict(t=50, l=25, r=25, b=25))
fig.show()
```

