## ГУАП

# КАФЕДРА № 41

ОТЧЕТ ЗАЩИЩЕН С ОЦЕНКОЙ			
ПРЕПОДАВАТЕЛЬ			
Старший преподаватель			В. В. Боженко
должность, уч. степень, звание	подпись, д	ата	инициалы, фамилия
ОТЧЕТ	О ЛАБОРАТОРІ	НОЙ РАБОТЕ У	√ <u>°</u> 1
ПРЕДВА	АРИТЕЛЬНЫЙ А	НАЛИЗ ДАНН	ЫХ
по кур	су: ВВЕДЕНИЕ В А	НАЛИЗ ДАННЫХ	ζ
РАБОТУ ВЫПОЛНИЛ			
СТУДЕНТ ГР. № 411	· ·	пись, дата	Д.С.Николаев инициалы, фамилия

## Цель работы

Осуществить предварительную обработку данных csv-файла, выявить и устранить проблемы в этих данных.

### Индивидуальное задание

Вариант 2.

Задание 1: Группировка - CATEGORY и количество поездок каждого типа (по цели маршрута).

Задание 2: Группировка - CATEGORY и количество поездок каждого типа (по цели маршрута). Создать датафрейм. Переименовать столбец с количеством в "count". Отсортировать поубыванию столбца "count".

Задание 3: Сводная таблица (pivot\_table) - средняя количество пройденных миль по каждой цели поездки (PURPOSEroute). Отсортировать по убыванию столбца MILES. Округлить значение до двух знаков.

Задание 4: Сводная таблица (pivot\_table) - средняя количество пройденных миль по каждой цели поездки (PURPOSEroute) - столбцы и каждой категории - строки. Отсортировать по убыванию столбца CATEGORY.

## Ход работы

Ссылка на gitHub.

Для начала был загружен датасет через библиотеку Python – pandas. Используем ';' для разделения данных. Код расположен в листинге 1.

Листинг 1 - Код загрузка датасета

```
import pandas
df = pandas.read_csv("drivers.csv", sep =';')
```

Далее были выведены первые 20 строк через метод df.head(20). На рисунке 1 продемонстрирован результат работы метода.

	START_DATE	END_DATE	CATEGORY*	START	STOP	MILES	PURPOSEroute
0	01.10.2016 19:12	01.10.2016 19:32	Business	Midtown	East Harlem	44963.0	MEETING
1	01.11.2016 13:32	01.11.2016 13:46	Business	Midtown	Midtown East	45108.0	Meal/Entertain
2	01.12.2016 12:33	01.12.2016 12:49	Business	Midtown	Hudson Square	45170.0	Meal/Entertain
3	1.13.2016 15:00	1.13.2016 15:28	Business	Gulfton	Downtown	45149.0	Meeting
4	1.29.2016 21:21	1.29.2016 21:40	Business	Apex	Сагу	45051.0	Meal/Entertain
5	1.30.2016 18:09	1.30.2016 18:24	Business	Apex	Сагу	45112.0	Customer Visit
6	02.01.2016 12:10	02.01.2016 12:43	Business	Chapel Hill	Сагу	45008.0	Customer Visit
7	02.04.2016 9:37	02.04.2016 10:09	Business	Morrisville	Сагу	45116.0	Meal/Entertain
8	02.07.2016 18:03	02.07.2016 18:17	Business	Apex	Сагу	45112.0	Customer Visit
9	02.07.2016 20:22	02.07.2016 20:40	Business	Morrisville	Сагу	44932.0	Meeting
10	02.09.2016 20:24	02.09.2016 20:40	Business	Morrisville	Cary	44932.0	Meal/Entertain
11	02.11.2016 20:36	02.11.2016 20:51	Business	Morrisville	Сагу	44932.0	Temporary Site
12	02.12.2016 11:14	02.12.2016 11:35	Business	Morrisville	Raleigh	17.0	Customer Visit
13	02.12.2016 15:33	02.12.2016 16:06	Business	Morrisville	Сагу	45057.0	Customer Visit
14	2.14.2016 14:46	2.14.2016 15:03	Business	Midtown	Midtown West	2.0	Meeting
15	2.16.2016 10:31	2.16.2016 10:41	BUSINESS	Colombo	Colombo	45079.0	NaN
16	2.16.2016 11:32	2.16.2016 12:02	Business	Colombo	Colombo	45050.0	NaN
17	2.16.2016 12:39	2.16.2016 12:42	Business	Colombo	Colombo	45108.0	NaN
18	2.16.2016 13:43	2.16.2016 13:55	BUSINESS	Colombo	Colombo	45139.0	Temporary Site
19	2.16.2016 16:34	2.16.2016 17:10	Business	Colombo	Colombo	6.0	NaN

Рисунок 1 - Вывод первых 20 элементов

#### Столбцы:

- 1. START\_DATE и END\_DATE: Эти столбцы содержат дату и время начала и завершения поездки. Они указывают, когда началась и завершилась каждая поездка.
- 2. CATEGORY: Этот столбец обозначает категорию поездки. В данном случае, больше поездок "Business", что указывает на то, что она связана с деловой деятельностью.
- 3. START и STOP: Эти столбцы указывают начальное и конечное местоположение поездки. Они указывают, откуда и куда направлялась поездка.
- 4. MILES: Этот столбец содержит информацию о количестве миль, пройденных во время поездки. Это может быть полезным для расчета расстояний и затрат на топливо.
- 5. PURPOSE: Этот столбец описывает цель поездки. Он указывает, для чего была совершена поездка, например, "MEETING" (встреча), "Meal/Entertain" (питание/развлечение), "Customer Visit" (визит к клиенту) и т. д.

Предметная область этой таблицы связана с учетом и анализом служебных поездок. Скорее всего, она используется для отслеживания затрат на бизнес-поездки, анализа расходов на топливо, определения целей и местоположение поездок, а также для

управления служебными маршрутами и встречами.

Далее с помощью команды df.info() была выведена информацию о DataFrame (Рисунок 2).

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 161 entries, 0 to 160
Data columns (total 7 columns):
                   Non-Null Count
     Column
                                   Dtype
                   161 non-null
 0
     START DATE
                                   object
 1
     END DATE
                   161 non-null
                                   object
 2
     CATEGORY*
                   161 non-null
                                   object
 3
     START
                   161 non-null
                                   object
 4
    ST0P
                   161 non-null
                                   object
 5
                   161 non-null
                                   float64
     MILES
     PURPOSEroute 84 non-null
                                   object
dtypes: float64(1), object(6)
memory usage: 8.9+ KB
```

Рисунок 2 - Информация о DataFrame

Результат выполнения метода info() показывает следующую информацию о DataFrame:

- 1. Всего строк: 161.
- 2. Количество непустых (non-null) значений для каждого столбца.
- 3 Типы данных для каждого столбца.

Из этой информации видно следующее:

- Столбцы "START\_DATE", "END\_DATE", "CATEGORY\*", "START", "STOP" и "PURPOSEroute" содержат объекты (строки).
- Столбец "MILES" содержит числовые значения с типом данных float64.
- Столбец "PURPOSEroute" имеет некоторые пропущенные значения, так как количество непустых значений меньше общего числа строк.

С помощью команды df.describe() были оценены числовые столбцы (Рисунок 3).

```
MILES
count 161.000000
mean 37766.519255
std 16614.925558
min 0.800000
25% 44931.000000
50% 45008.000000
75% 45081.000000
max 45177.000000
```

Рисунок 3 - Числовые столбцы

Результат выполнения метода describe() для числового столбца "MILES" выглядит следующим образом:

- count: Количество непустых (non-null) значений в столбце 161.
- mean: Среднее значение 37766.519255.
- std: Стандартное отклонение 16614.925558.
- min: Минимальное значение 0.800000.
- 25%: 25-й процентиль 44931.000000.
- 50%: Медианное значение (50-й процентиль) 45008.000000.
- 75%: 75-й процентиль 45081.000000.
- max: Максимальное значение 45177.000000.

Эти статистические показатели позволяют оценить основные характеристики числового столбца "MILES", такие как среднее значение, разброс данных (стандартное отклонение), минимальное и максимальное значения, а также квантили, что может быть полезно при анализе данных и поиске выбросов.

Далее были выведены на экран названия столбцов с помощью df.columns (Рисунок 4).

Рисунок 4 - Вывод названия столбцов

Проблема заключается в том, что названия не имеют единого формата. Для этого были переименованы столбцы. Код продемонстрирован в листинге 2, результат — на рисунке 5.

Листинг 2 - Код замены названий столбцов

```
df.columns = ['START_DATE', 'END_DATE', 'CATEGORY',
'START', 'STOP', 'MILES', 'PURPOSE_ROUTE']
df.columns
```

Рисунок 5 - Изменения названия столбцов

С помощью метода fillna() были заменены пропуски на 'Unknown' (Листинг 3).

Листинг 3 - Код замены пропусков

```
df['PURPOSE_ROUTE'].fillna('Unknown', inplace=True)
```

Результат работы данного кода продемонстрирован на рисунке 6.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 161 entries, 0 to 160
Data columns (total 7 columns):
    Column
                    Non-Null Count
                                    Dtype
                                    object
    START DATE 161 non-null
 1
    END DATE
                   161 non-null
                                    object
 2
                   161 non-null
                                    object
    CATEGORY
                                    object
 3
                   161 non-null
    START
 4
    STOP
                   161 non-null
                                    object
 5
    MILES
                   161 non-null
                                    float64
     PURPOSE ROUTE 161 non-null
                                    object
dtypes: float64(1), object(6)
memory usage: 8.9+ KB
```

Рисунок 6 - Замена пропусков

Далее была проведена проверка на явные дубликаты с помощью метода df[df.duplicated()] (Рисунок 7).

```
START_DATE END_DATE CATEGORY START STOP MILES PURPOSE_ROUTE
159 7.26.2016 22:31 7.26.2016 22:39 Business Morrisville Cary 45048.0 Meal/Entertain
160 7.26.2016 22:31 7.26.2016 22:39 Business Morrisville Cary 45048.0 Meal/Entertain
```

Рисунок 7 - Проверка на дубликаты

На рисунке 7 видно, что есть еще две строки идентичные другой, с помощью drop\_duplicates(inplace=True) избавились от них, после была проведена проверка на дубликаты еще раз. На рисунке 8 видно, что больше дубликатов не было обнаружено.

```
START_DATE END_DATE CATEGORY START STOP MILES PURPOSE_ROUTE
```

Рисунок 8 - Результат удаление дубликатов

Была проведена проверка на неявные дубликаты (различные написания одного и того же) при помощи функции df['CATEGORY'].unique() для столбцов с текстовым типом данных (Рисунок 9). Для начала проверен столбец CATEGORY.

```
df['CATEGORY'].unique()

array(['Business', 'BUSINESS', 'Personal'], dtype=object)
```

Рисунок 9 - Просмотр на наличие уникальных значение

На рисунке 9 видим, что Business пишется в двух вариациях. С помощью replace() значения были изменены на общий вид (Листинг 4).

Листинг 4 - Код замены значений.

Результат работы продемонстрирован на рисунке 10.

```
df['CATEGORY'] = df['CATEGORY'].replace('BUSINESS', 'Business')
    df['CATEGORY'].unique()

array(['Business', 'Personal'], dtype=object)
```

Рисунок 10 - Замена неявных дубликатов

Тоже самое было проделано и для столбца PURPOSE\_ROUTE, другие не рассматривались, так как это или дата, или название (Рисунок 11). Проверка на неявные дубликаты ограничивается текстовыми данными из-за синтаксических различий,

чувствительности к регистру и сложностей с точностью числовых данных. Для текстовых данных проверка на дубликаты более надежна и предсказуема.

Рисунок 11 - Замена неявных дубликатов для другого столбца

У столбцов с датой был изменен тип данных на datetime (Листинг 5). Листинг 5 - Код изменения типа данных

```
df['START_DATE'] = pandas.to_datetime(df['START_DATE'],
format='%m.%d.%Y %H:%M')
  df['END_DATE'] = pandas.to_datetime(df['END_DATE'],
  format='%m.%d.%Y %H:%M')
  df.dtypes
```

Результат работы продемонстрирован на рисунке 12.

```
"START_DATE datetime64[ns]
END_DATE datetime64[ns]
CATEGORY object
START object
STOP object
MILES float64
PURPOSE_ROUTE object
dtype: object
```

Рисунок 12 - Изменение типов данных

Далее были выполнены индивидуальные задания.

Задание 1

Группировка - CATEGORY и количество поездок каждого типа (по цели маршрута). Код продемонстрирован в листинге 6.

```
df.groupby(['CATEGORY', 'PURPOSE_ROUTE'])
['PURPOSE_ROUTE'].count()
```

Данный код подсчитывает с какой целью часто совершают поездки, исходя из категории. Видно, что в категории деловых поездок, наиболее популярная цель поездки - обед, а в категории личных поездок - встреча (не считая пустых ячеек). Результат работы продемонстрирован на рисунке 13.

```
CATEGORY
          PURPOSE ROUTE
Business
          Customer Visit
                            30
          Meal/Entertain
                            34
          Meeting
                            13
          Temporary Site
                             4
                            67
          Unknown
Personal
          Moving
                              1
          Unknown
                             10
Name: PURPOSE ROUTE, dtype: int64
```

Рисунок 13 - Результат задания 1

Этот анализ помогает понять, какие категории и цели маршрутов наиболее распространены или часто встречаются в данных, что может быть полезной информацией для принятия бизнес-решений или дальнейшего анализа.

#### Задание 2

Группировка - CATEGORY и количество поездок каждого типа (по цели маршрута). Создать датафрейм. Переименовать столбец с количеством в "count". Отсортировать по убыванию столбца "count".

Код продемонстрирован в листинге 7.

Листинг 7 - Код задания 2

```
df1 = df.groupby(['CATEGORY', 'PURPOSE_ROUTE'])
['PURPOSE_ROUTE'].count().reset_index(name
='count').sort_values('count', ascending=False)df1
```

Была создана группировка как в предыдущем задании, столбец с полученным значением назван – count, также была применена функция sort\_values для данного столбца по убыванию. Результат работы продемонстрирован на рисунке 14.

	CATEGORY	PURPOSE_ROUTE	count
4	Business	Unknown	67
1	Business	Meal/Entertain	34
0	Business	Customer Visit	30
2	Business	Meeting	13
6	Personal	Unknown	10
3	Business	Temporary Site	4
5	Personal	Moving	1

Рисунок 14 - Результат задания 2

Из выведенных данных можно заметить, что очень часто встречается неизвестная цель поездки, для более грамотного учета данных, следует обязать заполнять эти данные.

Анализ таких данных может помочь определить, какие цели маршрута наиболее популярны или наименее популярны в каждой из категорий поездок. Например, эти данные могут быть полезны для бизнес-аналитики при определении, на какие виды мероприятий или услуг следует сосредотачивать усилия или ресурсы.

#### Задание 3

Сводная таблица (pivot\_table) - средняя количество пройденных миль по каждой цели поездки (PURPOSEroute). Отсортировать по убыванию столбца MILES. Округлить значение до двух знаков.

Код продемонстрирован в листинге 8.

Листинг 8 - Код задания 3

```
df_pivot = pandas.pivot_table(df, values='MILES',
index='PURPOSE_ROUTE', aggfunc='mean')
  df_pivot['MILES'] = df_pivot['MILES'].round(2)
  df_pivot.sort_values(by='MILES', ascending=False,
inplace=True)
  df_pivot
```

Для начала была создана сводная таблиця, используя - pivot\_table. Далее столбец MILES округлен до двух знаков после запятой и отсортирован по убыванию.

Результат работы продемонстрирован на рисунке 15.

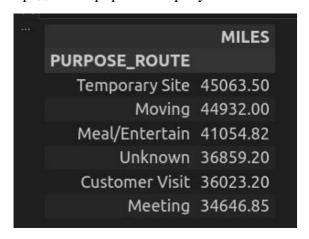


Рисунок 15 - Результат задания 3

Самая большая средняя длина поездки (около 45063.50 миль) наблюдается для цели маршрута "Тетрогату Site". Это может указывать на длительные поездки, связанные с временными рабочими объектами или местоположениями.

Анализ средней длины поездок по целям маршрута может быть полезным при определении того, какие типы поездок являются наиболее долгими или короткими, что может иметь значение для планирования и оценки ресурсов или стоимости поездок.

#### Задание 4

Сводная таблица (pivot\_table) - средняя количество пройденных миль по каждой цели поездки (PURPOSEroute) - столбцы и каждой категории - строки. Отсортировать по убыванию столбца CATEGORY.Код продемонстрирован в листинге 9.

Листинг 9 - Код задания 4

```
df_pivot2 = pandas.pivot_table(df,
columns='PURPOSE_ROUTE', values='MILES',
index='CATEGORY', aggfunc='mean')
df_pivot2.sort_values(by='CATEGORY', ascending=False)
df_pivot2
```

Проделана таже работа, что и в прошлом задании, но теперь в pivot\_table передается массив столбцов. Сортировка же для символьных типов данных идет по ASCII таблице (по алфавитному порядку). Результат работы продемонстрирован на рисунке 16.

PURPOSE_ROUTE	<b>Customer Visit</b>	Meal/Entertain	Meeting	Moving	Temporary Site	Unknown
CATEGORY						
Business	36023.196667	41054.823529	34646.846154	NaN	45063.5	36982.219403
Personal	NaN	NaN	NaN	44932.0	NaN	36035.000000

Рисунок 16 - Результат задания 4

Дополнительное задание

Добавлен столбец с длительностью поездки, выбран только бизнес-класс. Составлена сводная таблица с целью маршрута и его длительностью. Код продемонстрирован в листинге 10.

Листинг 10 - Код дополнительного задания

```
df_pivot3 = df[df["CATEGORY"] == "Business"].copy()
  df_pivot3["TIME_IN_ROAD"] = (df_pivot3["END_DATE"] -
  df_pivot3["START_DATE"]).dt.total_seconds() / 60
  df_pivot3 = pandas.pivot_table(df_pivot3,
  values='TIME_IN_ROAD', index='PURPOSE_ROUTE',
  aggfunc='mean')
  df_pivot3["TIME_IN_ROAD"] =
  df_pivot3["TIME_IN_ROAD"].round(2)
  df_pivot3
```

Результат работы продемонстрирован на рисунке 17.

	TIME_IN_ROAD
PURPOSE_ROUTE	
Customer Visit	19.40
Meal/Entertain	14.74
Meeting	25.62
Temporary Site	24.75
Unknown	22.18

Рисунок 16 - Результат задания 4

Самое короткое среднее время в пути наблюдается для цели маршрута "Meal/Entertain" (14.74 минут). Это может означать, что поездки, связанные с обедами или развлечениями, обычно не требуют много времени на перемещение.

Анализ таких данных может быть полезным при планировании или оценке времени, затрачиваемого на деловые поездки, и может помочь определить, какие типы поездок часто требуют большего времени в пути.

#### Вывод

В ходе анализа конкретного набора данных о поездках была проведена детальная работа, направленная на выявление основных тенденций и характеристик маршрутов в зависимости от их целей и категорий. В результате анализа были сделаны следующие выводы:

- 1. Цели поездок и их популярность: из проведенного анализа видно, что наиболее распространенными целями деловых поездок являются обеды, тогда как в случае личных поездок это встречи. Однако также обнаружены пустые ячейки, что указывает на отсутствие информации о целях некоторых поездок. Эта информация может быть ценной для компании, так как она может помочь оптимизировать услуги в соответствии с популярными потребностями клиентов.
- 2. Наиболее часто встречающиеся типы поездок: Неизвестные цели поездок были выделены как наиболее часто встречающиеся. Это выявление указывает на необходимость более точного сбора данных о целях поездок. Подобная информация может помочь в улучшении алгоритмов или методов сбора данных.
- 3. Средняя длина поездок в зависимости от целей: По результатам анализа стало ясно, что цель поездки "Тетрогату Site" обычно связана с длительными поездками, возможно, связанными с работой на временных объектах или местоположениях. Эта информация может быть важной для бизнеса, который занимается планированием и оптимизацией маршрутов.

В целом, проведенный анализ данных позволяет сделать выводы, которые могут быть весьма полезны для бизнеса в плане оптимизации маршрутов, понимания потребностей клиентов и улучшения качества предоставляемых услуг. Однако, также важно отметить, что точность данных играет ключевую роль в получении более надежных результатов анализа, и поэтому рекомендуется уделить внимание сбору данных для будущих исследований и анализа.