Section 1. Business Context

1.1 Context

NYC TLC (Taxi and Limousine Commission) adalah lembaga pemerintah yang diatur oleh Departemen Transportasi Kota New York dan mengatur dan mengawasi industri transportasi taksi, limusin, dan layanan ride-hailing (seperti Uber, Lyft) di New York City. NYC TLC bertanggung jawab untuk mengatur tarif, melisensikan pengemudi, mengawasi armada kendaraan, serta memastikan keamanan dan kenyamanan bagi penumpang. Lembaga ini memainkan peran penting dalam menjaga agar transportasi publik di NYC tetap efisien, terjangkau, dan aman.

Alur sistem bisnis NYC TLC melibatkan beberapa proses utama yang bekerja secara terintegrasi untuk mengelola operasi, pengawasan, dan pelayanan bagi pengemudi serta pelanggan.

- 1. Pendaftaran dan Lisensi Pengemudi dan Kendaraan
- 2. Penetapan Tarif dan Regulasi
- 3. Sistem Distribusi Kendaraan dan Penugasan Perjalanan
- 4. Pengawasan Kualitas Layanan

1.2 Problem Statements

- Permintaan taksi di New York City demand sepanjang hari dan minggu. Faktor-faktor seperti jam sibuk dan akhir pekan dapat menyebabkan lonjakan permintaan. Selain itu, permintaan di berbagai lokasi (misalnya, di pusat kota atau bandara) juga sangat berbeda. Hal ini dapat menyebabkan ketidakseimbangan antara pasokan kendaraan dan permintaan, yang dapat meningkatkan waktu tunggu penumpang.
- Bagaimana demand permintaan taksi di NYC sepanjang hari?
- Apa yang mempengaruhi permintaan taksi pada hari-hari tertentu?
- Apakah permintaan lebih tinggi pada akhir pekan dibandingkan hari biasa?
- Bagaimana permintaan taksi berbeda di berbagai lokasi?

Di mana permintaan tertinggi untuk taksi berdasarkan zona penjemputan dan pengantaran?

- 1. Sistem tarif dinamis yang digunakan oleh NYC TLC dapat menyebabkan demand harga yang tidak selalu sesuai dengan permintaan. Tarif yang lebih tinggi selama jam sibuk atau event besar dapat menyebabkan penurunan permintaan, sementara tarif lebih rendah dapat meningkatkan jumlah pelanggan, tetapi dengan risiko pendapatan lebih rendah.
- Bagaimana pengaruh tarif dinamis terhadap permintaan taksi di NYC?

- Bagaimana cara menyesuaikan tarif dinamis untuk memastikan pendapatan maksimal tanpa merugikan permintaan?
- 1. Sistem layanan taksi sering kali menghadapi masalah dalam memahami apa yang memotivasi pelanggan untuk memberikan tip yang lebih besar kepada pengemudi. Walaupun tip dapat bervariasi tergantung pada pelanggan, perjalanan, dan situasi lainnya, ada beberapa faktor yang perlu dianalisis lebih lanjut untuk mengetahui seberapa besar pengaruh faktor-faktor tersebut terhadap keputusan pelanggan dalam memberikan tip.
- faktor apa saja yg membuat customer memberikan tip?
- Apakah tarif perjalanan yang lebih tinggi cenderung menghasilkan tip lebih besar?
- Bagaimana durasi perjalanan dan jarak memengaruhi jumlah tip?

1.3 Key Objective

- Memahami pola permintaan taksi sepanjang hari.
- Mengidentifikasi faktor yang memengaruhi permintaan taksi di hari-hari tertentu dan Menganalisis perbedaan permintaan taksi di lokasi-lokasi tertentu, seperti bandara, pusat kota, atau daerah pinggiran kota.
- Mengidentifikasi dan Menyesuaikan tarif dinamis agar tidak merugikan pendapatan atau kepuasan pelanggan, serta menjaga keseimbangan antara permintaan dan penawaran.
- Menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi pelanggan dalam memberikan tip kepada pengemudi.

Section 2. Data Understanding

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

df=pd.read_csv(r'C:\Users\ghais\OneDrive\Documents\Purwadhika
bootcamp\Modul 2. Data analysis\capstone\Data_analytics_project\data\
raw\NYC TLC Trip Record.csv')
display(df.head(),df.tail())

C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\621533642.py:1:
DtypeWarning: Columns (3) have mixed types. Specify dtype option on
import or set low_memory=False.
    df=pd.read_csv(r'C:\Users\ghais\OneDrive\Documents\Purwadhika
bootcamp\Modul 2. Data analysis\capstone\Data_analytics_project\data\
raw\NYC TLC Trip Record.csv')
```

```
VendorID lpep pickup datetime lpep dropoff datetime
store and fwd flag \
              2023-01-01 00:26:10
                                      2023-01-01 00:37:11
N
1
              2023-01-01 00:51:03
                                     2023-01-01 00:57:49
N
2
              2023-01-01 00:35:12
                                     2023-01-01 00:41:32
           2
N
3
              2023-01-01 00:13:14
                                      2023-01-01 00:19:03
           1
N
4
              2023-01-01 00:33:04
                                      2023-01-01 00:39:02
N
   RatecodeID
                PULocationID
                               DOLocationID
                                              passenger count
trip distance
           1.0
                          166
                                         143
                                                           1.0
2.58
                           24
                                          43
1
           1.0
                                                           1.0
1.81
           1.0
                          223
                                         179
                                                           1.0
0.00
                                         238
                                                           1.0
3
           1.0
                           41
1.30
           1.0
                           41
                                          74
                                                           1.0
4
1.10
                                               tolls_amount
   fare amount
                 extra
                         mta_tax
                                  tip amount
                                                              ehail fee \
0
                   1.0
                             0.5
           14.9
                                         4.03
                                                         0.0
                                                                     NaN
1
           10.7
                   1.0
                             0.5
                                         2.64
                                                         0.0
                                                                     NaN
2
            7.2
                   1.0
                             0.5
                                         1.94
                                                         0.0
                                                                     NaN
3
            6.5
                   0.5
                             1.5
                                         1.70
                                                         0.0
                                                                     NaN
4
            6.0
                   0.5
                             1.5
                                         0.00
                                                         0.0
                                                                     NaN
   improvement surcharge
                            total amount
                                           payment_type
                                                          trip type \
0
                       1.0
                                   24.18
                                                     1.0
                                                                 1.0
                                   15.84
                                                     1.0
1
                       1.0
                                                                 1.0
2
                      1.0
                                   11.64
                                                     1.0
                                                                 1.0
3
                                   10.20
                       1.0
                                                     1.0
                                                                 1.0
4
                      1.0
                                    8.00
                                                     1.0
                                                                 1.0
   congestion surcharge
0
                    2.75
1
                    0.00
2
                    0.00
3
                    0.00
4
                    0.00
       VendorID lpep pickup datetime lpep dropoff datetime
store and fwd flag
68206
                  2023-01-31 22:29:00
                                          2023-01-31 22:42:00
```

NaN						
68207	2 2	2023-01-31	22:40:00	2023-01-31	22:48:00	
NaN						
68208	2 2	2023-01-31	23:46:00	2023-02-01	00:02:00	
NaN						
68209	2 2	2023-01-31	23:01:00	2023-01-31	23:19:00	
NaN						
68210	2	2023-01-31	23:51:00	2023-02-01	00:07:00	
NaN						
Rateco	deID	PULocatio	nID DOL	ocationID pas	senger_count	
trip_distance						
68206	NaN		49	62	NaN	
4070.82						
68207	NaN		10	205	NaN	
2.14						
68208	NaN		66	37	NaN	
3.44						
68209	NaN		225	189	NaN	
3.03	man		223	103	TG.	
68210	NaN		256	140	NaN	
5.82	IVAIV		250	140	Walt	
3.02						
fare a	moun.	t extra m	ita tax	tip amount to	lls amount	
ehail fee \	mouri	c cxtra ii	ica_cax	cip_amount to	ccs_amourre	
_	15.70	0.0	0.0	0.00	0.0	
NaN	13.7	0.0	0.0	0.00	0.0	
68207	4.4	1 0.0	0.0	0.00	0.0	
NaN	4.4	1 0.0	0.0	0.00	0.0	
	16.5	3 0.0	0.0	3.51	0.0	
NaN	10.5	3 0.0	0.0	2.71	0.0	
	14.98	8 0.0	0.0	3.20	0.0	
NaN	14.90	0.0	0.0	3.20	0.0	
	22 61	F 0.0	0.0	2 00	0 0	
	23.6	5 0.0	0.0	2.00	0.0	
NaN						
improv		+	+-+-1		t tuno trin tuno	`
	emen	t_surcharge	_		_ '' '_ '	/
68206		1.0		16.70	NaN NaN	
68207		1.0		5.41	NaN NaN	
68208		1.0		21.04	NaN NaN	
68209		1.0		19.18	NaN NaN	
68210		1.0		29.40	NaN NaN	
	4 2	aa.l.				
	tion_	_surcharge				
68206		NaN				
68207		NaN				
68208		NaN				
68209		NaN				
68210		NaN				

```
df loc=pd.read csv(r'C:\Users\ghais\OneDrive\Documents\Purwadhika
bootcamp\Modul 2. Data analysis\capstone\Data analytics project\data\
raw\taxi zone lookup.csv')
df loc=df loc.fillna("Unknown") #kolom kosong masih tidak diketahui
didalam atau diluar new york
df loc.head()
   LocationID
                      Borough
                                                   Zone service zone
0
                                        Newark Airport
            1
                          EWR
                                                                  EWR
            2
1
                       Queens
                                            Jamaica Bay
                                                           Boro Zone
2
            3
                        Bronx Allerton/Pelham Gardens
                                                           Boro Zone
3
            4
                   Manhattan
                                         Alphabet City Yellow Zone
4
            5
               Staten Island
                                         Arden Heights
                                                           Boro Zone
#merge data
df = pd.merge(df, df_loc.add_prefix('PU'), left_on="PULocationID",
right on="PULocation \overline{ID}", how="inner")
df = pd.merge(df, df loc.add_prefix('D0'), left_on="D0LocationID",
right on="DOLocationID", how="inner")
df.head()
   VendorID lpep_pickup_datetime lpep_dropoff_datetime
store and fwd flag \
          2 2023-01-01 00:26:10
                                    2023-01-01 00:37:11
N
1
             2023-01-01 00:51:03
                                    2023-01-01 00:57:49
Ν
2
             2023-01-01 00:35:12
                                    2023-01-01 00:41:32
N
3
             2023-01-01 00:13:14
                                    2023-01-01 00:19:03
Ν
4
          1 2023-01-01 00:33:04
                                    2023-01-01 00:39:02
N
   RatecodeID
               PULocationID
                              DOLocationID
                                             passenger count
trip distance
                         166
                                       143
                                                         1.0
          1.0
2.58
                          24
                                        43
          1.0
                                                         1.0
1
1.81
          1.0
                         223
                                       179
                                                         1.0
0.00
          1.0
                          41
                                       238
                                                         1.0
1.30
4
          1.0
                          41
                                        74
                                                         1.0
1.10
   fare amount
                      total amount
                                    payment_type trip_type \
                             24.18
0
          14.9
                                              1.0
                                                         1.0
```

```
1
          10.7
                             15.84
                                              1.0
                                                          1.0
2
                             11.64
                                              1.0
                                                          1.0
           7.2
                 . . .
3
           6.5
                             10.20
                                              1.0
                                                          1.0
4
           6.0
                              8.00
                                              1.0
                                                          1.0
   congestion surcharge
                          PUBorough
                                                   PUZone
PUservice zone \
                                     Morningside Heights
                    2.75
                          Manhattan
                                                                 Boro
Zone
                    0.00
                          Manhattan
                                             Bloomingdale
                                                               Yellow
1
Zone
                    0.00
2
                             Queens
                                                 Steinway
                                                                 Boro
Zone
                          Manhattan
                    0.00
                                           Central Harlem
                                                                 Boro
Zone
                    0.00
                          Manhattan
                                           Central Harlem
                                                                 Boro
Zone
   DOBorough 
                              D0Zone
                                      D0service_zone
                Lincoln Square West
                                          Yellow Zone
  Manhattan
                        Central Park
                                          Yellow Zone
1
  Manhattan
2
                         Old Astoria
                                            Boro Zone
      Oueens
3 Manhattan
              Upper West Side North
                                          Yellow Zone
4 Manhattan
                   East Harlem North
                                            Boro Zone
[5 rows x 26 columns]
```

2.1 Overview Data

```
#overview data
print(f'Overview Data:\n')
print("Rows:", df.shape[0])
print("Number of features:", df.shape[1])
print("Missing values:",df.isnull().sum().values.sum())
print("Duplicated : ",df.duplicated().any())

listItem = []
for col in df.columns :
    listItem.append( [col, df[col].nunique(), df[col].unique()])

tabel1Desc = pd.DataFrame(columns=['Column Name', 'Number of Unique', 'Unique Sample'],data=listItem)
display(tabel1Desc)
Overview Data:

Rows: 68211
Number of features: 26
```

```
Missing values: 94165
Duplicated: False
                             Number of Unique
               Column Name
0
                  VendorID
1
                                         66575
     lpep pickup datetime
    lpep_dropoff_datetime
2
                                         66519
3
       store and fwd flag
                                             2
4
                                             6
                RatecodeID
5
              PULocationID
                                           226
6
              DOLocationID
                                           249
7
          passenger_count
                                            10
8
             trip distance
                                          1870
9
               fare_amount
                                          2553
10
                     extra
                                            16
11
                   mta tax
                                             6
12
                tip amount
                                          1492
13
              tolls amount
                                            26
14
                 ehail fee
                                             0
15
    improvement surcharge
                                             5
              total amount
                                          4670
16
17
                                             5
              payment type
                                             2
18
                 trip_type
19
     congestion surcharge
                                             4
                                             7
20
                 PUBorough
21
                    PUZone
                                           225
                                             5
22
            PUservice zone
                                             7
23
                 DOBorough
24
                    D0Zone
                                           248
                                             5
25
            D0service zone
                                           Unique Sample
0
                                                  [2, 1]
    [2023-01-01 00:26:10, 2023-01-01 00:51:03, 202...
1
2
    [2023-01-01 00:37:11, 2023-01-01 00:57:49, 202...
3
                                             [N, Y, nan]
4
                  [1.0, 5.0, 4.0, 3.0, 2.0, 99.0, nan]
5
    [166, 24, 223, 41, 181, 255, 75, 66, 195, 83, ...
6
    [143, 43, 179, 238, 74, 262, 45, 75, 166, 140,...
7
    [1.0, 2.0, 4.0, 3.0, 6.0, 5.0, 0.0, 7.0, 9.0, \dots]
    [2.58, 1.81, 0.0, 1.3, 1.1, 2.78, 3.8, 1.88, 1...
8
9
    [14.9, 10.7, 7.2, 6.5, 6.0, 17.7, 19.1, 14.2, ...
    [1.0, 0.5, 3.75, 0.0, 3.25, 6.0, 5.0, 2.75, 5....
10
11
                      [0.5, 1.5, 0.0, 1.0, -0.5, 2.75]
12
    [4.03, 2.64, 1.94, 1.7, 0.0, 4.85, 1.0, 3.0, 3...]
    [0.0, 6.55, 4.0, 13.75, 9.0, 3.0, 11.75, 2.45, \dots]
13
14
                                                    [nan]
                            [1.0, 0.0, 0.3, -1.0, -0.3]
15
16
    [24.18, 15.84, 11.64, 10.2, 8.0, 22.95, 29.2, ...
                         [1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0, nan]
17
```

```
18
                                       [1.0, 2.0, nan]
19
                          [2.75, 0.0, 2.5, -2.75, nan]
20
    [Manhattan, Queens, Brooklyn, Bronx, Unknown, ...
    [Morningside Heights, Bloomingdale, Steinway, ...
21
22
     [Boro Zone, Yellow Zone, Unknown, Airports, EWR]
    [Manhattan, Queens, Brooklyn, Unknown, Bronx, ...
23
24
    [Lincoln Square West, Central Park, Old Astori...
25
     [Yellow Zone, Boro Zone, Unknown, Airports, EWR]
```

Insight: Terdapat kolom nan atau tidak ada isinya untuk kolom ehail_fee

2.2 Feature information

```
df['lpep dropoff datetime']=pd.to datetime(df['lpep dropoff datetime']
df['lpep pickup datetime']=pd.to datetime(df['lpep pickup datetime'])
print("\nInfo:")
print(df.info())
Info:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 68211 entries, 0 to 68210
Data columns (total 26 columns):
#
     Column
                             Non-Null Count
                                             Dtype
 0
     VendorID
                             68211 non-null
                                             int64
 1
     lpep_pickup_datetime
                             68211 non-null
                                             datetime64[ns]
 2
     lpep dropoff datetime
                             68211 non-null
                                             datetime64[ns]
 3
     store and fwd flag
                             63887 non-null
                                             object
 4
     RatecodeID
                                             float64
                             63887 non-null
 5
     PULocationID
                             68211 non-null
                                             int64
 6
     DOLocationID
                             68211 non-null
                                             int64
 7
     passenger count
                             63887 non-null
                                             float64
 8
                             68211 non-null
                                             float64
     trip distance
 9
                                             float64
     fare amount
                             68211 non-null
 10
    extra
                             68211 non-null
                                             float64
 11
     mta tax
                             68211 non-null
                                             float64
 12
     tip amount
                             68211 non-null
                                             float64
    tolls amount
 13
                             68211 non-null
                                             float64
 14
     ehail fee
                             0 non-null
                                             float64
                             68211 non-null
 15
     improvement_surcharge
                                             float64
 16
                                             float64
    total amount
                             68211 non-null
 17
                             63887 non-null
                                             float64
     payment_type
 18
    trip type
                             63877 non-null
                                             float64
                                             float64
 19
    congestion surcharge
                             63887 non-null
 20
    PUBorough
                             68211 non-null
                                             object
 21
     PUZone
                             68211 non-null
                                             object
 22
    PUservice zone
                             68211 non-null
                                             object
```

```
23 DOBorough 68211 non-null object
24 DOZone 68211 non-null object
25 DOservice_zone 68211 non-null object
dtypes: datetime64[ns](2), float64(14), int64(3), object(7)
memory usage: 13.5+ MB
None
```

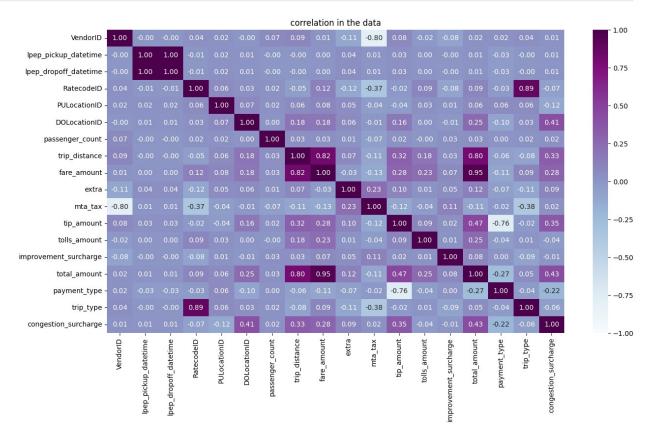
Dari penjelasan di atas, dapat diketahui bahwa dataset ini berisi **informasi terkait perjalanan TLC ke New York**. Terdapat 20 kolom pada dataset df, yaitu:

- 1. vendor id: ID unik untuk vendor
- 2. lpep_pickup_datetime: Waktu penjemputan penumpang
- 3. lpep_dropoff_datetime: Waktu penurunan penumpang
- 4. store and fwd flag: data disimpan dalam kendaraan dan diteruskan ke server (Y/n)
- 5. RateCodeID: Kode tarif yang digunakan selama perjalanan
- 6. PuLocationID: Zona lokasi penjemputan
- 7. **DOLocationID**: Zona lokasi pemberhentian
- 8. passenger_count: Jumlah penumpang di dalam kendaraan
- 9. trip_distance: Jarak perjalanan dalam mil
- 10. fare amount: mencatat tarif perjalanan berdasarkan waktu dan jarak yang ditempuh
- 11. extra: Biaya tambahan. Saat ini, biaya tambahan hanya 0,5 dolar dan 1 dolar untuk jam sibuk dan larut malam.
- 12. mta_tax: Pajak MTA sebesar 0,50 dolar yang diaktifkan secara otomatis berdasarkan tarif argo yang digunakan.
- 13. tip_amount: jumlah tip yang diberikan penumpang kepada pengemudi untuk pembayaran kredit
- 14. tolls amount: biaya tol yang dibebankan selama perjalanan
- 15. ehail_fee: mencatat biaya tambahan sebesar 1 dolar yang dibebankan untuk perjalanan yang dipesan melalui platform elektronik (e-hail)
- 16. improvement_surcharge: biaya tambahan yang dikenakan untuk meningkatkan kualitas layanan sebesar 0,30 dolar yang dinilai pada awal perjalanan.
- 17. total_amount: Jumlah total yang dibebankan kepada penumpang, tidak termasuk tip tunai. (jumlah_tarif, ekstra, mta_pajak, jumlah_tip, dan jumlah_tol, biaya ehail, dan biaya_perbaikan)
- 18. payment type: jenis pembayaran yang digunakan oleh penumpang
- 19. trip type: Kode untuk perjalanan
- 20. congestion_surchange: biaya tambahan sebesar 2,75 dolar yang dikenakan karena kemacetan lalu lintas.
- 21. PUBorough: wilayah penjumputan
- 22. PUZone: zona dalam wilayah penjumputan
- 23. PUservice_zone: jenis layanan yang ada di wilayah tersebut
- 24. DOBorough: wilayah pemberhentian
- 25. **DOZone**: zona dalam wilayah pemberhentian
- 26. D0service zone: jenis layanan yang ada di wilayah tersebut

insight:

- masih terdapat kolom yang tidak sesuai dengan typenya seperti lpep_pickup_datetime dan lpep_dropoff_datetime
- terdapat missing value

```
# corelation
df_int=df.drop(labels=['ehail_fee','store_and_fwd_flag','PUBorough','D
OBorough',
'PUZone','DOZone','PUservice_zone','DOservice_zone'],axis=1)
plt.figure(figsize=(15,8))
sns.heatmap(df_int.corr('spearman'), vmin=-1, vmax=1, annot=True,
fmt=".2f",cmap="BuPu")
plt.title("correlation in the data")
plt.show()
```



korelasi positif:

- total_amount memiliki korelasi kuat fare_amount sebesar 0.95 dan trip_distance sebesar 0.8.
- RatecodeID memiliki korelasi kuat trip_type sebesar 0.89.
- fare amount memiliki korelasi kuat trip distance sebesar 0.82.

korelasi negatif:

VendorID memiliki korelasi kuat mta tax sebesar -0.80

payment_type memiliki korelasi kuat tip_amount sebesar -0.76.

Section 3. Data Cleaning

3.1 Delete Features and type features

menghapus kolom yang tidak diperlukan

```
df=df.drop(['store_and_fwd_flag', 'ehail_fee',
'congestion_surcharge','extra', 'mta_tax',
'tolls_amount','improvement_surcharge', 'PUservice_zone',
'D0service zone'], axis=1)
df
       VendorID lpep pickup datetime lpep dropoff datetime
                                                               RatecodeID
\
0
                 2023-01-01 00:26:10
                                         2023-01-01 00:37:11
                                                                      1.0
              2
                 2023-01-01 00:51:03
                                         2023-01-01 00:57:49
                                                                      1.0
1
2
                 2023-01-01 00:35:12
                                         2023-01-01 00:41:32
                                                                      1.0
                 2023-01-01 00:13:14
                                         2023-01-01 00:19:03
                                                                      1.0
                 2023-01-01 00:33:04
                                         2023-01-01 00:39:02
                                                                      1.0
                 2023-01-31 22:29:00
                                         2023-01-31 22:42:00
68206
                                                                      NaN
68207
                 2023-01-31 22:40:00
                                         2023-01-31 22:48:00
                                                                      NaN
68208
              2
                 2023-01-31 23:46:00
                                         2023-02-01 00:02:00
                                                                      NaN
68209
                 2023-01-31 23:01:00
                                         2023-01-31 23:19:00
                                                                      NaN
68210
                 2023-01-31 23:51:00
                                         2023-02-01 00:07:00
                                                                      NaN
       PULocationID
                      DOLocationID
                                     passenger count
                                                      trip distance
0
                 166
                               143
                                                 1.0
                                                                2.58
1
                  24
                                43
                                                 1.0
                                                                1.81
2
                 223
                               179
                                                 1.0
                                                                0.00
3
                               238
                                                                1.30
                  41
                                                 1.0
4
                 41
                                74
                                                 1.0
                                                                1.10
                  49
                                62
                                                             4070.82
68206
                                                 NaN
68207
                 10
                               205
                                                                2.14
                                                 NaN
68208
                                37
                                                                3.44
                  66
                                                 NaN
```

68209 68210	225 256	189 140		NaN NaN	3.03 5.82	
	fare_amount	tip_amount 1	total_amount	payment_t	ype trip_	_type
0	14.90	4.03	24.18		1.0	1.0
1	10.70	2.64	15.84		1.0	1.0
2	7.20	1.94	11.64		1.0	1.0
3	6.50	1.70	10.20		1.0	1.0
4	6.00	0.00	8.00		1.0	1.0
68206	15.70	0.00	16.70		NaN	NaN
68207	4.41	0.00	5.41		NaN	NaN
68208	16.53	3.51	21.04		NaN	NaN
68209	14.98	3.20	19.18		NaN	NaN
68210	23.65	2.00	29.40		NaN	NaN
	PUBorough		PUZone	DOBorough		
D0Zone	_	Morningsi		Manhattan	Lincolr	
0 Square		_	ide Heights		LINCOLI	ı
1 Centra	Manhattan l Park	В	loomingdale	Manhattan		
2 Astoria	Queens a		Steinway	Queens		Old
3 Side No	Manhattan orth	Cent	tral Harlem	Manhattan	Upper Wes	st
4 Harlem	Manhattan North	Cent	tral Harlem	Manhattan	East	
68206	Brooklyn	Cl	linton Hill	Brooklyn	Crown	
68207	s South Queens	Ва	aisley Park	Queens		Saint
Albans 68208	Brooklyn	DUMB0/Vi	inegar Hill	Brooklyn		
Bushwich 68209 Heights	ck South Brooklyn s	Stuyvesa	ant Heights	Brooklyn	Pros	spect

```
68210 Brooklyn Williamsburg (South Side) Manhattan Lenox
Hill East

[68211 rows x 17 columns]

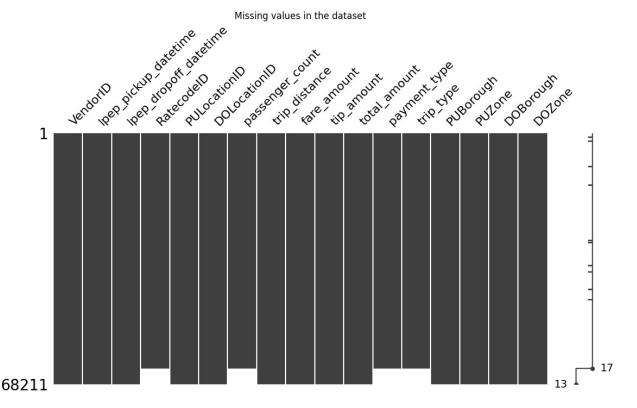
df['lpep_dropoff_datetime']=pd.to_datetime(df['lpep_dropoff_datetime'])

df['lpep_pickup_datetime']=pd.to_datetime(df['lpep_pickup_datetime'])
```

- store_and_fwd_flag: tidak terpakai karena tidak ingin menganalisa data yang disimpan atau tidak.
- ehail_fee: tidak ada value untuk kolom tersebut.
- extra, mta_tax, tolls_amount: pembayaran yang extra di drop karena tidak di analisa dan sudah diwakilkan total_amount
- improvment_surchange: di drop karena tidak di analisa
- PUservice_zone,D0service_zone : di drop karena di wakilkan oleh data yang di merge

3.2 Missing Values

```
import missingno as msno
msno.matrix(df, figsize=(13, 6))
plt.title('Missing values in the dataset')
plt.show()
```



insight: dilihat dari grafik missing no bahwa missing value terletak pada baris yang sama

```
df.isna().sum()
VendorID
                              0
                              0
lpep_pickup_datetime
lpep dropoff datetime
                              0
RatecodeID
                           4324
PULocationID
                              0
                              0
DOLocationID
passenger count
                           4324
trip distance
                              0
fare amount
                              0
tip amount
                              0
total amount
                              0
                           4324
payment type
                           4334
trip type
PUBorough
                              0
PUZone
                              0
DOBorough 
                              0
D0Zone
                              0
dtype: int64
```

MV RatecodeID

akan dilakukan mengisi nilai missing values untuk kolom RatecodeID:

Menurut website NYC TLC (https://www.nyc.gov/site/tlc/passengers/taxi-fare.page) bahwa nilai RatecodeID yaitu :

- 1. "Rate #01 Standard City Rate" -> tarif taksi dalam batas Kota.
- 2. "Rate #2- JFK Airport" -> tarif Perjalanan antara Manhattan dan Bandara John F. Kennedy (JFK) di kedua arah.
- 3. "Rate #3 Newark Airport" -> tarif Perjalanan ke Bandara Newark (EWR).
- 4. "Rate #04 Out of City Rate to Nassau or Westchester" tarif Setelah taksi melampaui batas Kota ke Nassau atau Westchester, yang dapat disimpulkan.
- 5. "Rate #05 Out of City Negotiated Flat Rate" tarifantar kota yang dinegosiasikan.

Dapat disimpulkan bahwa RatecodeID merupakan missing values bertipe MAR (Missing At Random) yang dapat diisi dengan nilai yang sesuai berdasarkan informasi dari PUBo rough dan DOBo rough

```
df['RatecodeID'].value_counts()

RatecodeID
1.0 62103
5.0 1529
2.0 158
```

```
4.0 57
3.0 30
99.0 10
Name: count, dtype: int64
```

terdapat nilai 99 pada kolom RatecodeID yang seharusnya nilainya adalah 1-5, maka nilai 99 akan diubah ke kolom missing

```
df['RatecodeID'] = df['RatecodeID'].replace(99, np.nan) # replace 99
with NaN
df['RatecodeID'].value_counts() #cek values

RatecodeID
1.0 62103
5.0 1529
2.0 158
4.0 57
3.0 30
Name: count, dtype: int64
```

Cek missing values pada kolom RatecodeID dan kolom RatecodeID memiliki nilai missing value MAR, dimana kolom tersebut memiliki hubungan terhadap kolom yang berkaitan lokasi yaitu PUBorough dan DOBorough

```
df.loc[(df['RatecodeID'].isna()) ,
['RatecodeID','PUBorough','DOBorough']]
       RatecodeID PUBorough
                              DOBorough
1084
              NaN
                    Brooklyn
                               Brooklyn
2174
              NaN
                      Queens
                                  Queens
9055
              NaN
                    Brooklyn
                               Brooklyn
                    Brooklyn
14125
              NaN
                               Brooklyn
29143
              NaN
                    Brooklyn
                               Brooklyn
               . . .
                    Brooklyn
68206
              NaN
                               Brooklyn
68207
                      Queens
              NaN
                                 Queens
68208
              NaN
                    Brooklyn
                               Brooklyn
68209
              NaN
                    Brooklyn
                               Brooklyn
68210
                              Manhattan
              NaN
                    Brooklyn
[4334 rows x 3 columns]
```

RatecodeID=2

Mengisi missing values

```
#RatecodeID=2
df.loc[(df['PUBorough']=='Manhattan') & (df['DOZone']=='JFK Airport')
& (df['RatecodeID'].isna()), 'RatecodeID'] = 2
```

```
df.loc[(df['PUZone']=='JFK Airport') & (df['DOBorough']=='Manhattan')
& (df['RatecodeID'].isna()), 'RatecodeID'] = 2
```

Kolom Unknown pada RatecodeID= 2

```
df.loc[(df['RatecodeID']==2) & (df['PUBorough']== 'Manhattan') &
  (df['DOBorough']=='Unknown'),
  ['RatecodeID','PUBorough','PUZone','DOBorough','DOZone']]

  RatecodeID PUBorough PUZone DOBorough DOZone
8495 2.0 Manhattan East Harlem South Unknown Unknown
```

karena nilai sesuai keberangkatan, maka bisa di isi untuk nilai unknown

```
#Akan diisi `DOBorouugh` dan `DOZone` yaitu Queens dan JFK Airport
karena `RatecodeID`= 2
df.loc((df('RatecodeID') == 2) & (df('PUBorough') == 'Manhattan') &
(df['DOBorough']=='Unknown'),['DOBorough','DOZone']]=['Queens','JFK
Airport']
#cek
df.loc[(df['RatecodeID']==2) & (df['PUBorough']== 'Manhattan') &
(df['DOBorough']=='Unknown'),
['RatecodeID','PUBorough','PUZone','DOBorough','DOZone']]
Empty DataFrame
Columns: [RatecodeID, PUBorough, PUZone, DOBorough, DOZone]
Index: []
df.loc[(df['RatecodeID']==2) & (df['PUBorough']== 'Queens') &
(df['DOBorough']=='Unknown'),
['RatecodeID','PUBorough','PUZone','DOBorough','DOZone']]
       RatecodeID PUBorough
                                    PUZone DOBorough
                                                       D0Zone
44538
                     Oueens East Elmhurst
                                             Unknown
              2.0
                                                      Unknown
df.drop(df.loc[(df['RatecodeID']==2) & ((df['PUBorough']== 'Unknown')
| (df['DOBorough']=='Unknown'))].index, inplace=True)
```

tidak bisa di isi untuk unknownya karena bukan dari JFK airport maka di **drop** karena tidak ada alasan khusus untuk dinilai

RatecodeID=3

```
df.loc[(df['DOZone']=='Newark Airport') & (df['RatecodeID'].isna()),
['RatecodeID','PUBorough','PUZone','DOBorough','DOZone']]
       RatecodeID
                   PUBorough
                                                  PUZone DOBorough \
64123
                   Manhattan
                                         Lenox Hill West
                                                               EWR
              NaN
64765
              NaN
                                     Stuvvesant Heights
                    Brooklvn
                                                               EWR
64952
                                            Forest Hills
              NaN
                      0ueens
                                                               EWR
65188
              NaN
                   Manhattan Times Sq/Theatre District
                                                               EWR
```

```
D0Zone
64123 Newark Airport
64765 Newark Airport
64952 Newark Airport
65188 Newark Airport
#ubah nilai
df.loc[(df['RatecodeID'].isna()) &
(df['DOBorough']=='EWR'), 'RatecodeID'] = 3
#cek
df.loc[(df['RatecodeID'].isna()) & (df['DOBorough']=='EWR'),
['RatecodeID','PUBorough','PUZone','DOBorough','DOZone']]
Empty DataFrame
Columns: [RatecodeID, PUBorough, PUZone, DOBorough, DOZone]
Index: []
df.loc[(df['RatecodeID']==3),
['RatecodeID','PUBorough','DOBorough']].value counts()
RatecodeID PUBorough
                           DOBorough
3.0
            Manhattan
                                             8
                           EWR
                                             5
                           Unknown
                                             5
            Queens
                           Queens
                                             4
            Brooklyn
                           Brooklyn
                           Manhattan
                                             4
            Manhattan
            Brooklyn
                           EWR
                                             2
                                             1
                           Manhattan
            Bronx
                           Bronx
                                             1
            Manhattan
                           Queens
                                             1
            Brooklyn
                           Unknown
                                             1
            0ueens
                           EWR
                                             1
            Staten Island Staten Island
                                             1
Name: count, dtype: int64
```

terdapat unknown

```
#kolom yang Unknown
df.loc[(df['RatecodeID']==3) &
(df['DOBorough']=='Unknown'),'DOBorough']='EWR' #Manhattan ->
Unknown=EWR
```

RatecodeID=4

```
Manhattan
           Unknown
                          7
                          4
Unknown
           Unknown
Bronx
           Unknown
                          2
                          2
Brooklvn
           Unknown
                          2
Manhattan
           Manhattan
           EWR
                          1
Unknown
                          1
           Queens
Name: count, dtype: int64
```

karena RatecodeID = 4 adalah kode untuk ke Nassau dan wechester, maka unknown merupakan nilai antara nassau/wechester(luar kota new york) akan dilakukan drop karena analisis ini hanya untuk kota new york

RatecodeID=5

```
df[df['RatecodeID']==5][['PUBorough', 'DOBorough']].value counts()
PUBorough
                DOBorough
                                  621
Queens
                0ueens
Manhattan
                Manhattan
                                  183
                                  156
Brooklyn
                Brooklyn
Bronx
                Bronx
                                   96
0ueens
                Unknown
                                   91
Unknown
                                   68
                Unknown
                                   49
Brooklyn
                Manhattan
                Queens
                                   49
Queens
                Manhattan
                                   45
Brooklyn
                Unknown
                                   42
Manhattan
                Unknown
                                   39
                                   29
                Bronx
Bronx
                Unknown
                                   14
Manhattan
                Queens
                                   12
                Brooklyn
                                   10
Queens
Manhattan
                Brooklyn
                                    5
Bronx
                Queens
                                    4
                                    4
Brooklyn
                EWR
Bronx
                Manhattan
                                    4
                                    2
Queens
                EWR
                                    2
                Bronx
                                    1
EWR
                Unknown
```

```
Staten Island Staten Island
                                    1
                                    1
Unknown
                Bronx
                EWR
                                    1
Name: count, dtype: int64
df.drop(df.loc[(df['RatecodeID']==5) & ((df['PUBorough']== 'Unknown')
| (df['DOBorough']=='Unknown'))].index, inplace=True)
df[df['RatecodeID']==5][['PUBorough', 'DOBorough']].value_counts()
PUBorough
                DOBorough
Oueens
                0ueens
                                 621
                Manhattan
                                 183
Manhattan
                                 156
Brooklyn
                Brooklyn
Bronx
                                  96
                Bronx
                                  49
Brooklyn
                Manhattan
                Queens
                                  49
                                   45
0ueens
                Manhattan
                                   29
Manhattan
                Bronx
                                   12
                Queens
Oueens
                                   10
                Brooklyn
Manhattan
                Brooklyn
                                    5
                EWR
                                    4
Brooklyn
                                    4
Bronx
                Manhattan
                                    4
                Queens
                                    2
Queens
                Bronx
                EWR
                                    2
Staten Island Staten Island
                                    1
Name: count, dtype: int64
```

RatecodeID=1

df[df['RatecodeID']==5][['PUBorough', 'DOBorough']].value_counts() **PUBorough** DOBorough 0ueens 0ueens 621 183 Manhattan Manhattan Brooklyn Brooklyn 156 96 Bronx Bronx Brooklyn Manhattan 49 Queens 49 0ueens Manhattan 45 Manhattan Bronx 29 12 Queens **Oueens** Brooklyn 10 5 Manhattan Brooklyn 4 Brooklyn **EWR** Bronx Manhattan 4 4 Queens 2 **Queens** Bronx 2 **EWR**

```
Staten Island 1
Name: count, dtype: int64
```

all RatecodeID overview

akan dilakukan drop untuk semua kolom yang berisi **Unknown** pada lokasi karena termasuk data missing yang tidak punya clue untuk mengisinya

```
df.drop(df[(df['PUBorough']=='Unknown')|
(df['DOBorough']=='Unknown')].index, inplace=True)
```

Akan diisi 1 untuk kolom Ratecode ID bernilai Nan tapi memiliki PUBorough dan DOBorough

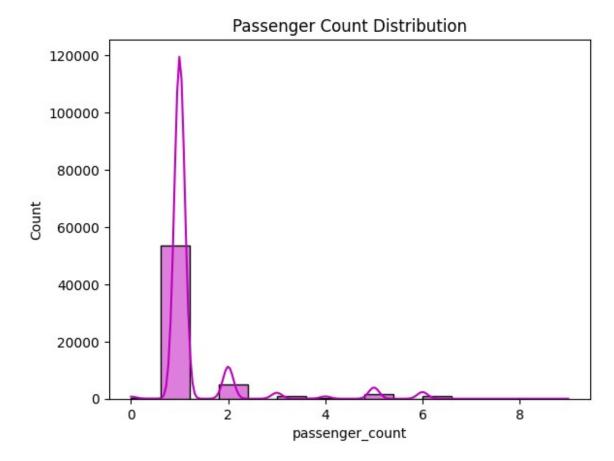
```
df['RatecodeID'].fillna(1, inplace=True)
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel 20352\427974952.py:1:
FutureWarning: A value is trying to be set on a copy of a DataFrame or
Series through chained assignment using an inplace method.
The behavior will change in pandas 3.0. This inplace method will never
work because the intermediate object on which we are setting values
always behaves as a copy.
For example, when doing 'df[col].method(value, inplace=True)', try
using 'df.method({col: value}, inplace=True)' or df[col] =
df[col].method(value) instead, to perform the operation inplace on the
original object.
 df['RatecodeID'].fillna(1, inplace=True)
print('missing values :',df['RatecodeID'].isna().sum())
print('nilai Unknown:', (df['PUBorough']=='Unknown').sum()+
(df['DOBorough']=='Unknown').sum())
missing values: 0
nilai Unknown: 0
```

MV Passanger_count

Passanger count merupakan kolom yang termasuk MCAR dimana valuesnya bisa diisi dengan rata-rata/median akan dilakukan mengisi nilai missing values untuk kolom Passanger_count:

- data terdistribusi normal maka missing values diisi oleh rata rata
- data tidak terdistribusi normal maka missing values diisi oleh median

```
sns.histplot(df['passenger_count'],bins=15,kde=True,color='m')
plt.title('Passenger Count Distribution')
plt.show()
```



insight:

- terdapat nilai 0 pada passenger_count yang seharusnya tidak mungkin terjadi
- data tersebar secara tidak normal(distribusi tidak normal)

```
# Ubah nilai 0 ke missing values
df['passenger_count'] = df['passenger_count'].replace(0, np.nan)
#median
df['passenger_count'].fillna(df['passenger_count'].median(),
inplace=True)

C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\423616798.py:2:
FutureWarning: A value is trying to be set on a copy of a DataFrame or
Series through chained assignment using an inplace method.
The behavior will change in pandas 3.0. This inplace method will never
work because the intermediate object on which we are setting values
always behaves as a copy.

For example, when doing 'df[col].method(value, inplace=True)', try
using 'df.method({col: value}, inplace=True)' or df[col] =
df[col].method(value) instead, to perform the operation inplace on the
original object.
```

```
df['passenger count'].fillna(df['passenger count'].median(),
inplace=True)
#cek
print(df['passenger count'].value counts())
print('Total missing values: ', df['passenger count'].isna().sum())
passenger_count
1.0
       58335
2.0
        5049
5.0
        1763
6.0
        1050
3.0
         943
4.0
         360
7.0
           3
           2
8.0
9.0
           1
Name: count, dtype: int64
Total missing values: 0
```

MV Payment_type

payment_type merupakan missing value berbentuk MAR dimana berkaitan dengan kolom lain
yaitu tip_amount akan dilakukan mengisi nilai missing values untuk kolom payment_type:

untuk kolom payment_type berkaitan dengan kolom tip_amount karena tip>0 menggunakan pembayaran credit card, jika pake cash maka tip tidak masuk ke data. Maka dapat disimpulkan bahwa

- Jika tip_amount > 0 maka payment_type = 1 Credit Card
- Jika tip amount = 0 maka payment type = 5 Unknown

```
df.loc[df['payment type'].isna(), ['tip amount', 'payment type']]
        tip amount
                     payment type
63887
               7.41
                                NaN
               3.11
63888
                                NaN
               6.63
                                NaN
63889
63890
               0.00
                                NaN
63891
               4.68
                                NaN
                . . .
68206
               0.00
                                NaN
68207
               0.00
                                NaN
               3.51
68208
                                NaN
68209
                                NaN
               3.20
68210
              2.00
                                NaN
[4304 \text{ rows } x \text{ 2 columns}]
```

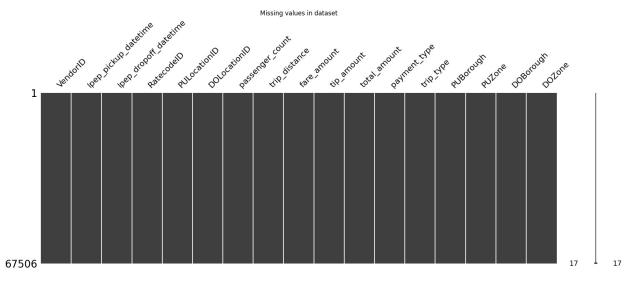
```
df.loc[df['payment_type'].isna(), 'payment_type'] =
df['tip\ amount'].apply(lambda\ x:\ 1\ if\ x > 0.0\ else\ 5)
#cek
print(df['payment type'].value counts())
print("Nilai missing values:", df['payment_type'].isna().sum())
payment type
1.0
       44084
2.0
       22378
5.0
         492
         460
3.0
4.0
          92
Name: count, dtype: int64
Nilai missing values: 0
```

MV Trip_type

Trip_type berkorelasi kuat dengan Ratecode ID, sehingga trip_type merupakan missing value yang nilainya berbentuk MAR

```
#melihat nilai trip_type pada RatecodeID
df.groupby(['RatecodeID', 'trip type']).agg(total=('trip type',
'count'))
                      total
RatecodeID trip_type
1.0
           1.0
                      61726
           2.0
                          6
2.0
           1.0
                        156
3.0
           1.0
                         30
4.0
           1.0
                          3
5.0
           1.0
                        131
           2.0
                       1141
#melihat nilai missing values trip type pada RatecodeID
df[df['trip type'].isna()].groupby('RatecodeID').agg(total=('RatecodeI
D', 'count'))
            total
RatecodeID
1.0
             4264
2.0
               45
3.0
                4
df['trip type'].fillna(1, inplace=True)
print(df['trip type'].value counts())
print('total missing values: ',df['trip type'].isna().sum())
```

```
trip_type
1.0
      66359
2.0
        1147
Name: count, dtype: int64
total missing values: 0
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel 20352\2454135301.py:1:
FutureWarning: A value is trying to be set on a copy of a DataFrame or
Series through chained assignment using an inplace method.
The behavior will change in pandas 3.0. This inplace method will never
work because the intermediate object on which we are setting values
always behaves as a copy.
For example, when doing 'df[col].method(value, inplace=True)', try
using 'df.method({col: value}, inplace=True)' or df[col] =
df[col].method(value) instead, to perform the operation inplace on the
original object.
 df['trip type'].fillna(1, inplace=True)
msno.matrix(df, figsize=(20, 6))
plt.title('Missing values in dataset')
plt.show()
```



bedasarkan informasi diatas, mostly nilai untuk RatecodeID= 1, 2, 3 adalah trip_type=1 maka dapat diputuskan missing value dapat diisi dengan 1

3.3 Outlier

```
2023-01-16 20:17:04.972861696
            1.863805
mean
            1.000000
                                 2009-01-01 20:21:27
min
25%
            2.000000
                          2023-01-09 12:17:09.500000
            2,000000
                          2023-01-17 08:44:35.500000
50%
75%
            2.000000
                                 2023-01-24 15:54:16
            2,000000
                                 2023-02-01 03:10:05
max
           0.342998
std
                                                   NaN
                                           RatecodeID
                                                        PULocationID
                lpep dropoff datetime
                                 67506
                                         67506.000000
                                                        67506.000000
count
       2023-01-16 20:35:07.410556160
                                             1.079489
                                                           97.949634
mean
                  2009-01-02 11:07:31
                                             1.000000
                                                             3.000000
min
25%
          2023-01-09 12:34:29.500000
                                             1.000000
                                                           74.000000
50%
                  2023-01-17 08:59:47
                                                           75.000000
                                             1.000000
75%
       2023-01-24 16:10:54.750000128
                                             1.000000
                                                          129.000000
                  2023-02-01 17:27:05
                                             5.000000
                                                          263.000000
max
std
                                   NaN
                                             0.548236
                                                           60.579526
       DOLocationID
                      passenger count
                                         trip distance
                                                          fare amount
                          67506.000000
                                          67506.000000
count
       67506.000000
                                                         67506.000000
         137.234468
                              1.301558
                                              8.148810
                                                             16.413153
mean
           1.000000
                              1.000000
                                              0.000000
                                                            -70.000000
min
25%
          74.000000
                              1.000000
                                              1.130000
                                                              9.300000
                                              1.850000
                                                             13.320000
50%
         138,000000
                              1.000000
75%
         216.000000
                              1.000000
                                              3.200000
                                                             19.800000
         265.000000
                              9,000000
                                         120098.840000
                                                            490.000000
max
          76.100577
                              0.947868
                                            588.152576
                                                            12.773036
std
         tip amount
                      total amount
                                      payment type
                                                        trip type
                                                     67506.000000
count
       67506.000000
                      67506.000000
                                      67506.000000
mean
            2.133978
                          21.602455
                                          1.378366
                                                         1.016991
                                                         1.000000
min
          -10.500000
                         -71.500000
                                          1.000000
25%
            0.000000
                          12.900000
                                          1.000000
                                                         1.000000
50%
            1,600000
                          17.870000
                                          1.000000
                                                         1.000000
            3.330000
                          26.040000
                                          2.000000
                                                         1.000000
75%
                         491.000000
                                          5.000000
max
         222.220000
                                                         2.000000
            2.983440
                          14.786192
                                          0.586920
                                                         0.129239
std
        PUBorough
                                PUZone
                                         DOBorough 
                                                                 D0Zone
count
             67506
                                 67506
                                             67506
                                                                  67506
                                    221
                                                                    247
unique
                    East Harlem North
        Manhattan
                                         Manhattan
                                                     East Harlem South
top
freq
             39314
                                 13224
                                             39616
                                                                   3524
```

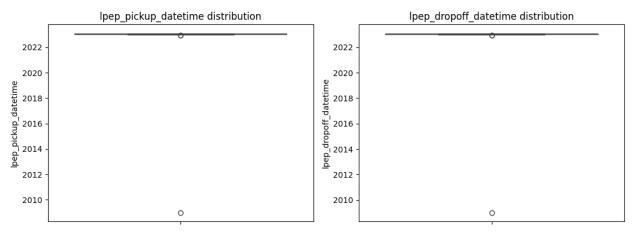
insight Outlier/anomaly di variabel kuantitatif:

- date terdapat nilai min yaitu pada tahun 2009 padahal data termasuk dalam 2023
- passanger_count terdapat nilai max=9 yang dimana seharusnya tidak mungkin terjadi
- Trip_distance yang jaraknya untuk max tidak masuk akal/outlier
- amount menghasilkan nilai min yaitu mines yang dimana seharusnya tidak mines

Outlier datetime

Jika dilihat dari website: https://www.nyc.gov/site/tlc/about/tlc-trip-record-data.page Bahwa NYC TLC melakukan record data setiap bulannya, maka dapat disimpulkan bahwa data ini untuk tahun 2023 pada bulan januari. selain bulan Januari 2023 adalah outlier

```
plt.figure(figsize=(11,4))
plt.subplot(1,2,1)
sns.boxplot(df['lpep_pickup_datetime'])
plt.title('lpep_pickup_datetime distribution')
plt.subplot(1,2,2)
sns.boxplot(df['lpep_dropoff_datetime'])
plt.title('lpep_dropoff_datetime distribution')
plt.tight_layout()
plt.show
<function matplotlib.pyplot.show(close=None, block=None)>
```



```
df[(df['lpep pickup datetime'].dt.month!=1) |
(df['lpep pickup datetime'].dt.year!=2023)]
       VendorID lpep pickup datetime lpep dropoff datetime
                                                               RatecodeID
298
              2
                  2022-12-09 14:10:49
                                         2022-12-09 14:22:26
                                                                       1.0
318
              2
                  2022-12-09 14:55:42
                                         2022-12-09 15:33:06
                                                                       1.0
17874
              2
                  2009-01-01 20:21:27
                                         2009-01-02 11:07:31
                                                                       1.0
25100
                  2023-02-01 03:10:05
                                         2023-02-01 03:40:35
                                                                       5.0
       PULocationID
                      DOLocationID
                                     passenger_count
                                                       trip distance
298
                                56
                                                  1.0
                                                                5.37
                   7
318
                260
                                164
                                                  1.0
                                                                5.48
17874
                  65
                                178
                                                  1.0
                                                                7.72
```

25100	82	1	98	2.0	4.58
	fare_amount	tip_amount	total_amount	payment_typ	e trip_type
\ 298	16.0	0.00	16.80	2.	0 1.0
318	25.5	0.00	35.60	2.	0 1.0
17874	34.5	7.20	43.20	1.	0 1.0
25100	28.0	5.66	33.96	1.	0 2.0
D0Zone	PUBorough		PUZone	DOBorough	
298 Corona	Queens		Astoria	Queens	
318 South	Queens		Woodside	Manhattan	Midtown
17874 South	Brooklyn Do	wntown Brook	lyn/MetroTech	Brooklyn	Ocean Parkway
25100 Ridgew	Queens		Elmhurst	Queens	
df.dro (df['l df[(df (df['l	p(df[(df['lpe pep_pickup_da	tetime'].dt. _datetime'].	etime'].dt.mon year!= <mark>2023</mark>)].i dt.month!= 1) year!= <mark>2023</mark>)]		=True)
Column Rateco trip_d	s: [VendorID, deID, PULocat istance, fare ype, PUBoroug	ionID, DOLoc _amount, tip	_datetime, lpe ationID, passe _amount, total OBorough, DOZo	nger_count, _amount, pay	

Outlier passanger_count

```
sns.boxplot(df['passenger_count'])
plt.title('Passenger Count Distribution')
plt.show()
```



Berdasarkan website https://www.nyc.gov/site/tlc/passengers/passenger-frequently-asked-questions.page

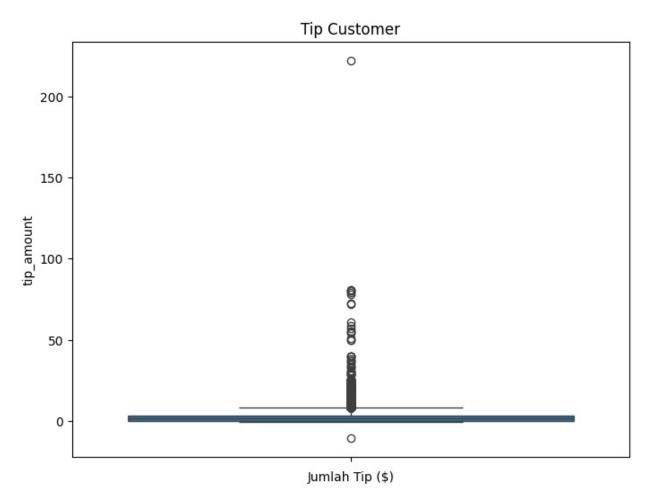
Jumlah penumpang maksimum yang diizinkan dalam taksi kuning menurut undang-undang adalah empat (4) orang dalam taksi empat (4) penumpang atau lima (5) orang dalam taksi lima (5) penumpang. Semua penumpang harus mengenakan sabuk pengaman dan anak-anak berusia di bawah 4 tahun harus duduk di kursi pengaman anak. Anak-anak berusia di bawah 8 tahun harus duduk di sistem pengaman anak, seperti sabuk pengaman, rompi, atau kursi pendorong yang disetujui pemerintah federal.

```
df['passenger count'] = df['passenger count'].apply(lambda x: '>5' if
x > 5 else str(x))
df['passenger count'].value counts()
passenger count
1.0
       58332
2.0
        5048
5.0
        1763
>5
        1056
3.0
         943
4.0
         360
Name: count, dtype: int64
```

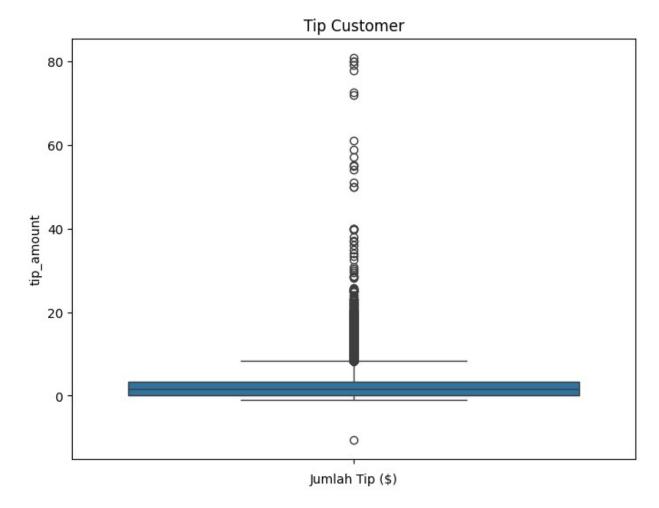
Outlier tip_amount

```
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.boxplot(df['tip_amount'])

plt.title('Tip Customer')
plt.xlabel('Jumlah Tip ($)')
plt.show()
```



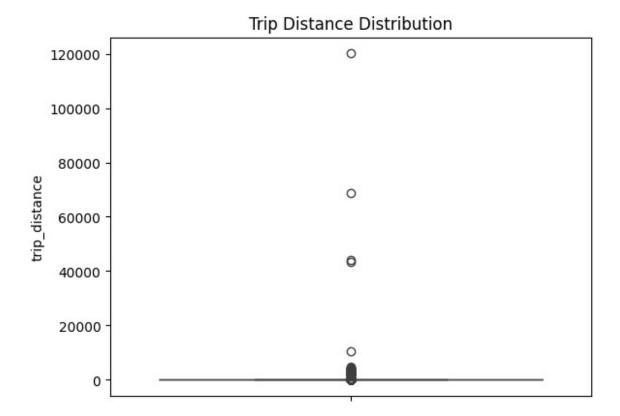
```
df.drop(df[df['tip_amount']>200].index,axis=0,inplace=True)
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.boxplot(df['tip_amount'])
plt.title('Tip Customer')
plt.xlabel('Jumlah Tip ($)')
plt.show()
```



Outlier Jarak: Trip Distance

image.png

```
sns.boxplot(df['trip_distance'])
plt.title('Trip Distance Distribution')
plt.show()
```



insight:

- banyak nilai 0 yang merupakan outlier, seharusnya ada jarak perjalanan yang harus ditempuh minimal 0.1 mili maka 0 merupakan record yang seharusnya tidak terjadi, akan di drop
- akan diambil jarak yang masuk akal yaitu nilai <50 yang didapat jarak terjauh antara queens dan ewr, sehingga jika nilai >50 merupakan outlier akan di isi dengan nilai median/ratarata distance wilayah tersebut

```
print('total data 0 :', len(df[df['trip distance']==0]))
total data 0 : 2992
df = df[df['trip distance']>0]
print('data outlier:',len(df[df['trip distance']>50]))
data outlier: 38
outlier=df.loc[df['trip distance']>50,['PUBorough', 'DOBorough',
 'trip distance']]
outlier
                                             PUBorough
                                                                                                                 DOBorough Property of the Control of
                                                                                                                                                                                       trip distance
7322
                                                                Queens
                                                                                                                                     Queens
                                                                                                                                                                                                                                          66.18
33373
                                                                Queens
                                                                                                                 Manhattan
                                                                                                                                                                                                                              1571.97
63995
                                                   Brooklyn Manhattan
                                                                                                                                                                                                                                     579.63
```

```
64446
                                     2555.47
          Queens
                   Manhattan
64558
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                     3077.89
64572
          Queens
                      Queens
                                     2606.52
64609
       Manhattan
                   Manhattan
                                    43392.12
64695
          0ueens
                      0ueens
                                      137.95
64947
        Brooklyn
                                     2446.53
                   Manhattan
64954
           Bronx
                       Bronx
                                     2027.31
65149
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                     1082.45
65194
           Bronx
                   Manhattan
                                   120098.84
65277
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                     2645.65
65306
        Brooklyn
                      Queens
                                     3965.74
65452
        Brooklyn
                      Queens
                                     1592.66
65491
           Bronx
                   Manhattan
                                     2378.17
65725
        Brooklyn
                                     3515.74
                    Brooklyn
65846
          Queens
                      Queens
                                    10480.36
66337
       Manhattan
                   Manhattan
                                     1802.82
66344
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                     2635.30
66452
           Queens
                      Queens
                                     4389.24
        Brooklyn
66566
                   Manhattan
                                     2367.12
                                      254.65
66580
        Brooklvn
                   Manhattan
66581
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                    44003.31
66713
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                     4502.86
       Manhattan
66724
                       Bronx
                                     3508.51
66804
          Queens
                      Queens
                                     2011.26
66811
                                     3940.97
        Brooklyn
                    Brooklyn
66842
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                     3981.90
67126
                                     3614.44
           Queens
                      Queens
67153
       Manhattan
                   Manhattan
                                     1543.13
67272
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                     2464.34
67307
                                     3321.43
           Bronx
                       Bronx
67415
       Manhattan
                   Manhattan
                                     4707.37
67926
       Manhattan
                   Manhattan
                                    68796.82
67973
       Manhattan
                   Manhattan
                                     2388.79
68184
          Queens
                      Queens
                                     3008.62
68206
        Brooklyn
                    Brooklyn
                                     4070.82
id distance for outlier =
df[df['trip_distance']<50].groupby(['PUBorough',</pre>
'DOBorough']).agg(mean=('trip distance', 'mean'),
median=('trip distance', 'median')).reset index()
id distance for outlier
        PUBorough
                        DOBorough.
                                                median
                                          mean
0
            Bronx
                             Bronx
                                     2.728084
                                                 2.210
1
            Bronx
                         Brooklyn
                                    20.015000
                                                18.175
2
                        Manhattan
                                     4.929331
                                                 3.390
            Bronx
3
                            Queens
                                    12.287600
                                                10.360
             Bronx
4
         Brooklyn
                                    14.314667
                                                13.830
                             Bronx
5
         Brooklyn
                         Brooklyn
                                     2.480122
                                                 1.900
```

```
6
         Brooklyn
                                   14.750000
                                               14.945
                              EWR
7
         Brooklyn
                                                5.635
                        Manhattan
                                     5.964590
8
         Brooklyn
                           Queens
                                     9.319205
                                                9.505
9
                                               14.200
         Brooklyn
                    Staten Island
                                   14.200000
10
                                                3.270
        Manhattan
                            Bronx
                                    4.094694
11
        Manhattan
                         Brooklyn
                                   13.150090
                                               12.510
12
        Manhattan
                              EWR
                                   25.236667
                                               26.850
13
        Manhattan
                        Manhattan
                                     2.198307
                                                1.720
14
                                     9.448382
                                                7.505
        Manhattan
                           Queens
15
        Manhattan
                    Staten Island
                                   24.140000
                                               24.140
                                   10.223947
                                                9.905
16
           Queens
                            Bronx
17
           Queens
                         Brooklyn
                                    7.933333
                                                6.620
18
                                   32.331429
                                               36.620
           Queens
                              EWR
19
                        Manhattan
                                     6.599735
           Queens
                                                5.740
20
           Queens
                           Queens
                                     2.528696
                                                1.860
21
    Staten Island
                         Brooklyn
                                   11.390000
                                               11.390
22
    Staten Island
                    Staten Island
                                   2.672500
                                                1.625
new_distance_for_outlier = pd.merge(outlier, id_distance_for_outlier,
on=['PUBorough', 'DOBorough'], how='left')
new distance for outlier
```

		_			
	PUBorough	DOBorough	trip_distance	mean	median
0	Queens	Queens	66.18	2.528696	1.860
1	Queens	Manhattan	1571.97	6.599735	5.740
2	Brooklyn	Manhattan	579.63	5.964590	5.635
3	Queens	Manhattan	2555.47	6.599735	5.740
4	Brooklyn	Brooklyn	3077.89	2.480122	1.900
5	Queens	Queens	2606.52	2.528696	1.860
6	Manhattan	Manhattan	43392.12	2.198307	1.720
7	Queens	Queens	137.95	2.528696	1.860
8	Brooklyn	Manhattan	2446.53	5.964590	5.635
9	Bronx	Bronx	2027.31	2.728084	2.210
10	Brooklyn	Brooklyn	1082.45	2.480122	1.900
11	Bronx	Manhattan	120098.84	4.929331	3.390
12	Brooklyn	Brooklyn	2645.65	2.480122	1.900
13	Brooklyn	Queens	3965.74	9.319205	9.505
14	Brooklyn	Queens	1592.66	9.319205	9.505
15	Bronx	Manhattan	2378.17	4.929331	3.390
16	Brooklyn	Brooklyn	3515.74	2.480122	1.900
17	Queens	Queens	10480.36	2.528696	1.860
18	Manhattan	Manhattan	1802.82	2.198307	1.720
19	Brooklyn	Brooklyn	2635.30	2.480122	1.900
20	Queens	Queens	4389.24	2.528696	1.860
21	Brooklyn	Manhattan	2367.12	5.964590	5.635
22	Brooklyn	Manhattan	254.65	5.964590	5.635
23	Brooklyn	Brooklyn	44003.31	2.480122	1.900
24	Brooklyn	Brooklyn	4502.86	2.480122	1.900
25	Manhattan	Bronx	3508.51	4.094694	3.270
26	Queens	Queens	2011.26	2.528696	1.860

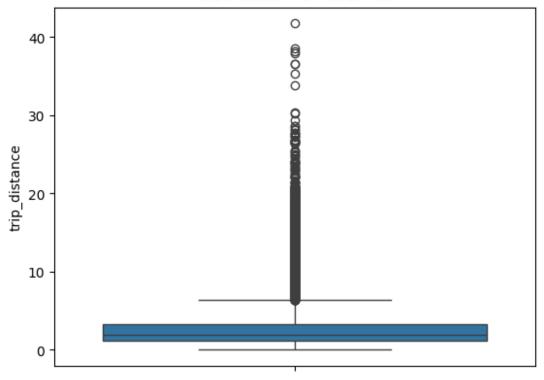
```
27
                                  3940.97
                                            2.480122
                                                        1.900
     Brooklyn
                 Brooklyn
28
                                                        1.900
     Brooklyn
                 Brooklyn
                                  3981.90
                                            2.480122
29
       Queens
                   Queens
                                  3614.44
                                            2.528696
                                                        1.860
               Manhattan
30
    Manhattan
                                  1543.13
                                            2.198307
                                                        1.720
31
     Brooklyn
                 Brooklyn
                                  2464.34
                                            2.480122
                                                        1.900
                                  3321.43
32
        Bronx
                    Bronx
                                            2.728084
                                                        2.210
33
                                  4707.37
                                                        1.720
    Manhattan
               Manhattan
                                            2.198307
34
                                 68796.82
                                                        1.720
    Manhattan
               Manhattan
                                            2.198307
35
    Manhattan
               Manhattan
                                  2388.79
                                            2.198307
                                                        1.720
36
       Queens
                   Queens
                                  3008.62
                                            2.528696
                                                        1.860
37
     Brooklyn
                 Brooklyn
                                  4070.82
                                            2.480122
                                                        1.900
```

karena hampir semua elemen bernilai mean!=median atau persebarannya tidak mendekati distribusi normal, maka median yang akan digunakan

```
new_distance_for_outlier.index = outlier.index
df.loc[outlier.index, 'trip distance'] =
new_distance_for_outlier['median']
df.loc[outlier.index][['PULocationID', 'DOLocationID',
'trip distance']]
       PULocationID
                       DOLocationID
                                      trip distance
7322
                 134
                                 134
                                               1.860
33373
                  82
                                 236
                                               5.740
63995
                 181
                                 137
                                               5.635
64446
                 193
                                 140
                                               5.740
                  49
64558
                                  65
                                               1.900
64572
                 193
                                 193
                                               1.860
64609
                  41
                                  74
                                               1.720
                  82
                                 130
64695
                                               1.860
64947
                  52
                                  79
                                               5.635
64954
                 119
                                  20
                                               2.210
65149
                  26
                                  37
                                               1.900
                                  90
65194
                  69
                                               3.390
65277
                  61
                                  61
                                               1.900
65306
                  61
                                 117
                                               9.505
                 189
                                 132
                                               9.505
65452
65491
                 147
                                 116
                                               3.390
                  33
                                  33
65725
                                               1.900
65846
                  82
                                 138
                                               1.860
66337
                  74
                                  75
                                               1.720
66344
                  85
                                  36
                                               1.900
                  83
66452
                                 129
                                               1.860
66566
                 255
                                 231
                                               5.635
66580
                 133
                                  90
                                               5.635
                  35
                                 181
                                               1.900
66581
                  71
66713
                                 227
                                               1.900
                  74
66724
                                 259
                                               3.270
```

```
66804
                   7
                                  7
                                               1.860
                  25
66811
                                 65
                                               1.900
66842
                 255
                                 36
                                               1.900
                 146
                                193
67126
                                               1.860
                                142
67153
                  41
                                               1.720
                                 89
                                               1.900
67272
                 188
67307
                 242
                                208
                                               2.210
67415
                  41
                                262
                                               1.720
67926
                 244
                                263
                                               1.720
67973
                  42
                                162
                                               1.720
68184
                 193
                                193
                                               1.860
68206
                  49
                                               1.900
                                 62
#cek
sns.boxplot(df['trip distance'])
plt.title('distribution for distance')
plt.show()
```

distribution for distance



Outlier Amount

std	11.785855	2.848013	13.950746
min	-70.000000	0.000000	-71.500000
25%	9.300000	0.000000	12.950000
50%	12.800000	1.800000	17.810000
75%	19.100000	3.410000	25.980000
max	455.000000	80.880000	456.000000

mengatasi nilai < 0 (nilai negatif)

mengatasi nilai < 0 (nilai negatif) dengan mengubah nilai menjadi positif pada features fare amount

```
negatif_value = df[df['fare_amount']<0]
df.loc[negatif_value.index, 'fare_amount'] = df['fare_amount'].abs()
df.loc[(df['fare_amount']<0), 'fare_amount'].unique()
array([], dtype=float64)</pre>
```

mengatasi nilai < 0 (nilai negatif) dengan mengubah nilai menjadi positif pada features total amount

```
negatif_value = df[df['total_amount']<0]
df.loc[negatif_value.index, 'total_amount'] = df['total_amount'].abs()
df.loc[(df['total_amount']<0), 'total_amount'].unique()
array([], dtype=float64)</pre>
```

mengatasi nilai = 0 (nilai null)

mengatasi nilai = 0 (nilai null) untuk kolom fare amount

```
df.loc[(df['fare amount']==0),
['trip distance', 'fare amount', 'total amount', 'PUBorough', 'DOBorough']
       trip distance fare amount total amount
                                                     PUBorough
DOBorough 

21813
                 2.10
                                0.0
                                              0.00
                                                        Queens
Oueens
24094
                 0.10
                                0.0
                                             12.00
                                                        Queens
0ueens
30192
                 3.00
                                0.0
                                             12.00
                                                        Queens
Queens
30232
                 2.34
                                0.0
                                              1.50
                                                         Bronx
Bronx
                                0.0
30233
                 2.34
                                              1.50
                                                         Bronx
Bronx
30247
                 0.17
                                0.0
                                              1.50
                                                         Bronx
```

Bronx							
30248	0.17	0.0	1.50	Bronx			
Bronx							
36900	24.14	0.0	4.25	Manhattan	Staten		
Island							
36901	24.14	0.0	4.25	Manhattan	Staten		
Island				_			
44826	3.30	0.0	0.00	Queens			
Queens	10.00	2 2	0.00	0			
45261	18.20	0.0	0.00	Queens			
Queens	2 22	2 2	0.00				
47269	2.20	0.0	0.00	Manhattan			
Bronx	0 10	0.0	0.00				
51901	0.10	0.0	0.00	Manhattan			
Manhattan	12 40	0 0	0 00	0			
53188	13.40	0.0	0.00	Queens			
Queens 53542	20.80	0.0	0.00	Oucons			
Queens	20.00	0.0	0.00	Queens			
59679	2.50	0.0	20.00	Queens			
Queens	2.50	0.0	20.00	Queens			
60315	0.30	0.0	0.00	Manhattan			
Manhattan	0130	0.0	0.00	riailiia c cair			
riailia c cari							
<pre>df = df[df['fare_amount']>0]</pre>							

mengatasi nilai = 0 (nilai null) untuk kolom total_amount

```
df.loc[(df['total_amount']==0)]
Empty DataFrame
Columns: [VendorID, lpep_pickup_datetime, lpep_dropoff_datetime,
RatecodeID, PULocationID, DOLocationID, passenger_count,
trip_distance, fare_amount, tip_amount, total_amount, payment_type,
trip_type, PUBorough, PUZone, DOBorough, DOZone]
Index: []
```

3.4 Anomali Values

Anomali for RatecodeID

Kolom yang tidak sesuai dengan nilai RatecodeID, maka akan diganti valuenya RatecodeID= 1 dengan asumsi bahwa semua transaksi normal/tidak ada negosiasi

```
RotecodeID=2
```

```
df.loc[(df['RatecodeID']==2),
['RatecodeID','PUBorough','DOBorough']].value_counts()
```

```
RatecodeID
            PUBorough
                       DOBorough
            Manhattan
                                    144
2.0
                       Queens
                       Manhattan
                                      12
                                      7
            Brooklvn
                       Brooklvn
            0ueens
                       0ueens
                                      6
                                      2
                       Manhattan
                                      1
            Bronx
                       0ueens
Name: count, dtype: int64
df.loc[(df['RatecodeID']==2) & (df['PUBorough']== 'Queens') &
(df['DOBorough']=='Queens'), 'RatecodeID']=1
df.loc[(df['RatecodeID']==2) & (df['PUBorough']== 'Manhattan') &
(df['DOBorough']=='Manhattan'), 'RatecodeID']=1
df.loc[(df['RatecodeID']==2) & (df['PUBorough']== 'Brooklyn') &
(df['DOBorough']=='Brooklyn'), 'RatecodeID']=1
df.loc[(df['RatecodeID']==2) & (df['PUBorough']== 'Bronx') &
(df['DOBorough']=='Queens'), 'RatecodeID']=1
df.loc[(df['RatecodeID']==2),
['RatecodeID','PUBorough','DOBorough']].value counts()
RatecodeID PUBorough DOBorough
                                    144
2.0
            Manhattan
                       0ueens
            0ueens
                       Manhattan
                                      2
Name: count, dtype: int64
```

RotecodeID=3

```
df.loc[(df['RatecodeID']==3),
['RatecodeID','PUBorough','DOBorough']].value counts()
            PUBorough
                            DOBorough
RatecodeID
3.0
            Manhattan
                            EWR
                                             11
                                              2
                            Manhattan
                                              2
            Brooklyn
                            EWR
            Bronx
                            Bronx
                                               1
            Brooklvn
                            Brooklyn
                                               1
            Manhattan
                            Queens
                                               1
            Queens
                            EWR
                                               1
                            0ueens
                                               1
            Staten Island
                            Staten Island
                                               1
Name: count, dtype: int64
#kolom yang tidak sesuai
df.loc[(df['RatecodeID']==3) & (df['DOBorough']!
='EWR'), 'RatecodeID']=1
#cek
df.loc[(df['RatecodeID']==3),
['RatecodeID','PUBorough','DOBorough']].value counts()
```

```
RatecodeID PUBorough DOBorough
3.0 Manhattan EWR 11
Brooklyn EWR 2
Queens EWR 1
Name: count, dtype: int64
```

RatecodeID=4

RatecodeID=5

```
df[df['RatecodeID']==5][['PUBorough', 'DOBorough']].value_counts()
PUBorough
                                                                        DOBorough Property of the Prop
Queens
                                                                        Queens
                                                                                                                                                                380
Manhattan
                                                                       Manhattan
                                                                                                                                                                141
Brooklyn
                                                                                                                                                                     86
                                                                        Brooklyn
Bronx
                                                                        Bronx
                                                                                                                                                                      66
Brooklyn
                                                                                                                                                                      48
                                                                        0ueens
                                                                                                                                                                     45
                                                                        Manhattan
Queens
                                                                        Manhattan
                                                                                                                                                                     44
Manhattan
                                                                                                                                                                      27
                                                                        Bronx
                                                                                                                                                                      12
                                                                         Queens
Queens
                                                                        Brooklyn
                                                                                                                                                                      10
Manhattan
                                                                                                                                                                             5
                                                                        Brooklyn
                                                                                                                                                                            4
Bronx
                                                                        Manhattan
                                                                                                                                                                             4
Brooklyn
                                                                        EWR
                                                                                                                                                                             4
Bronx
                                                                        0ueens
                                                                                                                                                                             2
                                                                        Bronx
Queens
                                                                        EWR
Name: count, dtype: int64
```

RatecodeID=1

```
Manhattan
                                  1543
Manhattan
               Bronx
                                  1411
Queens
               Manhattan
                                   860
Manhattan
                                   734
               0ueens
Bronx
               Bronx
                                   527
               Brooklyn
                                   479
0ueens
                                   394
Brooklyn
               Queens
               Manhattan
                                   252
Bronx
Manhattan
               Brooklyn
                                   218
0ueens
               Bronx
                                    36
Bronx
               0ueens
                                    21
Brooklyn
               Bronx
                                    15
Staten Island
               Staten Island
                                     8
                                     6
               Brooklyn
Bronx
Queens
               EWR
                                     4
                                     2
Brooklyn
               EWR
                                     1
               Staten Island
                                     1
Staten Island Brooklyn
Name: count, dtype: int64
df.loc[(df['RatecodeID']==1) & (df['PUBorough']== 'Manhattan') &
(df['D0Zone']=='JFK Airport'),['RatecodeID']]=1
df.loc[(df['RatecodeID']==1) & (df['PUZone']== 'JFK Airport') &
(df['DOBorough']=='Manhattan'),['RatecodeID']]=1
df.loc[(df['RatecodeID']==1) & (df['DOBorough']=='EWR'),
['RatecodeID']]=3
df[df['RatecodeID']==1][['PUBorough', 'DOBorough']].value counts()
PUBorough
               DOBorough
Manhattan
               Manhattan
                                 35895
                                 14720
Queens
               Queens
Brooklyn
               Brooklyn
                                  6324
               Manhattan
                                  1543
Manhattan
                                  1411
               Bronx
0ueens
               Manhattan
                                   860
                                   734
Manhattan
               0ueens
Bronx
               Bronx
                                   527
               Brooklyn
                                   479
0ueens
Brooklyn
               Queens
                                   394
Bronx
               Manhattan
                                   252
Manhattan
               Brooklyn
                                   218
Queens
               Bronx
                                    36
                                    21
Bronx
               Queens
                                    15
Brooklyn
               Bronx
Staten Island
               Staten Island
                                     8
Bronx
               Brooklyn
                                     6
Brooklyn
               Staten Island
                                     1
Staten Island Brooklyn
                                     1
Name: count, dtype: int64
```

3.5 Duplicated data

```
df.duplicated().sum()
np.int64(99)
df[df.duplicated()]
       VendorID lpep_pickup_datetime lpep_dropoff_datetime RatecodeID
663
                 2023-01-01 14:58:13
                                         2023-01-01 14:58:39
              2
                                                                      1.0
1318
                 2023-01-02 02:05:08
                                         2023-01-02 02:12:57
                                                                      1.0
1687
                 2023-01-02 12:56:53
                                         2023-01-02 13:00:10
                                                                      1.0
                 2023-01-02 13:51:33
                                         2023-01-02 13:52:42
                                                                      1.0
1865
              2
2482
                 2023-01-02 19:03:48
                                         2023-01-02 19:04:24
                                                                      1.0
60963
              2
                 2023-01-30 15:57:52
                                         2023-01-30 16:00:00
                                                                      1.0
                 2023-01-30 17:17:09
                                         2023-01-30 17:33:27
                                                                      1.0
61103
63359
                 2023-01-31 18:39:16
                                         2023-01-31 18:39:29
                                                                      1.0
63545
                 2023-01-31 19:06:18
                                         2023-01-31 19:06:46
                                                                      1.0
              2
63808
                 2023-01-31 22:44:16
                                         2023-01-31 22:45:18
                                                                      1.0
       PULocationID
                      DOLocationID passenger count trip distance
fare amount
663
                  75
                                74
                                                2.0
                                                               0.17
3.0
                                82
1318
                 129
                                                1.0
                                                               0.64
8.6
                 75
1687
                                75
                                                1.0
                                                               0.77
4.5
                 75
                                75
1865
                                                2.0
                                                               0.08
3.7
2482
                 130
                               130
                                                1.0
                                                               0.11
3.0
. . .
60963
                 41
                                41
                                                1.0
                                                               0.37
4.4
61103
                260
                                82
                                                1.0
                                                               0.67
14.2
```

63359	130	130		3.0	0.05		
3.0 63545	75	75		2.0	0.08		
3.0 63808 3.7	256	256		1.0	0.15		
663 1318 1687 1865 2482 60963 61103 63359 63545 63808	tip_amount t 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.	total_amount 4.5 11.1 5.3 5.2 4.5 8.4 18.2 7.0 7.0 6.2	payment_type 3.0 3.0 4.0 3.0 3.0 4.0 3.0 4.0 3.0 3.0	trip_type 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0	PUBorough \ Manhattan Queens Manhattan Queens Manhattan Queens Queens Manhattan Brooklyn		
		PUZone	DOBorough		D0Zone		
663	East	Harlem South	Manhattan	East	Harlem North		
1318	Jac	kson Heights	Queens		Elmhurst		
1687	East	Harlem South	Manhattan	East	Harlem South		
1865	East	Harlem South	Manhattan	East	Harlem South		
2482		Jamaica	Queens		Jamaica		
60963	Ce	entral Harlem	Manhattan	Ce	entral Harlem		
61103		Woodside	Queens		Elmhurst		
63359		Jamaica	Queens		Jamaica		
63545	East	Harlem South	Manhattan	East	Harlem South		
63808	Williamsburg	(South Side)	Brooklyn \	Williamsburg	(South Side)		
[99 rows x 17 columns]							
<pre>df.drop_duplicates(inplace= True) df.duplicated().sum()</pre>							
np.int	64(0)						

3.6 Generated Feature for analysis

feature for Datetime

Category Day in Datetime

```
df['day']=df['lpep_pickup_datetime'].dt.day_name()
df['day category'] =
df['lpep pickup datetime'].dt.day name().apply(lambda x: 'Weekend' if
x in ['Saturday', 'Sunday'] else 'Weekdays')
df[['lpep pickup datetime','day','day category']].head(5)
                           day day_category
  lpep_pickup_datetime
0 2023-01-01 00:26:10
                        Sunday
                                    Weekend
1 2023-01-01 00:51:03
                        Sunday
                                    Weekend
3 2023-01-01 00:13:14
                        Sunday
                                    Weekend
4 2023-01-01 00:33:04
                        Sunday
                                    Weekend
5 2023-01-01 00:53:31
                        Sunday
                                    Weekend
```

category Time in Datetime

https://kumparan.com/berita_viral/perbedaan-waktu-pagi-siang-sore-senja-petang-malam-dini-hari-dan-subuh-1yDy7XXywXI

- early morning: 00.00-04.59
- morning: 05.00-10.59
- afternoon: 11.00-15.00
- evening: 15.01-18.00
- night: 18.00-23.59

```
# Mengonversi waktu menjadi jumlah menit sejak tengah malam
df['category time'] = df['lpep pickup datetime'].dt.hour * 60 +
df['lpep pickup datetime'].dt.minute
# Mendefinisikan interval bins (dalam menit)
bins = [0, 300, 660, 900, 1080, 1440] # 0-5 AM, 5-11 AM, 11 AM-3 PM,
3-6 PM, 6 PM-12 AM
labels = ['early morning', 'morning', 'afternoon', 'evening', 'night']
# Menggunakan pd.cut untuk mengelompokkan waktu ke dalam kategori
berdasarkan interval bins
df['category_time'] = pd.cut(df['category_time'], bins=bins,
labels=labels, right=False)
df['category_time'] = df['category time']
# Tampilkan hasilnya
print(df[['lpep_pickup_datetime','category_time']].head())
  lpep pickup datetime category time
0 2023-01-01 00:26:10
                        early morning
1 2023-01-01 00:51:03
                        early morning
```

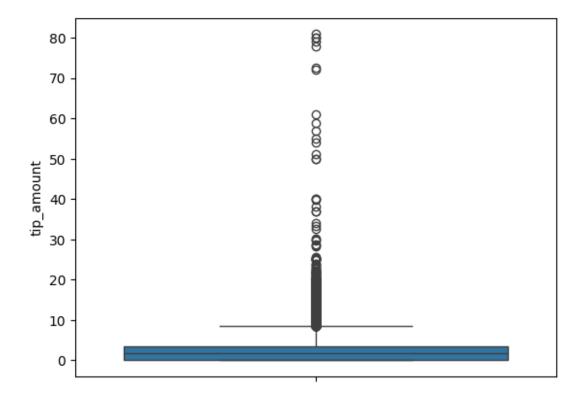
```
3 2023-01-01 00:13:14 early morning
4 2023-01-01 00:33:04 early morning
5 2023-01-01 00:53:31 early morning
```

Feature for duration

```
diff = (df['lpep_dropoff_datetime'] -
df['lpep_pickup_datetime']).dt.total_seconds()/60
df['trip_duration'] = diff.round(2)
```

Feature for tip category

```
sns.boxplot(df['tip_amount'])
<Axes: ylabel='tip_amount'>
```



```
def categorytip(x):
    if x == 0:
        return "nol"
    elif 0<x<=5:
        return "low"
    elif 5<x<=10:
        return "medium"
    elif 10<x<=15:
        return "high"</pre>
```

```
else:
        return "very high"
df['category tip']=df['tip amount'].apply(categorytip)
df['category tip']
0
         low
1
         low
3
         low
4
         nol
5
         nol
         . . .
68206
         nol
68207
         nol
68208
         low
68209
         low
68210
         low
Name: category_tip, Length: 64393, dtype: object
```

3.7 Generated values

```
df.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 64393 entries, 0 to 68210
Data columns (total 22 columns):
#
     Column
                            Non-Null Count
                                            Dtype
- - -
 0
     VendorID
                            64393 non-null
                                            int64
 1
     lpep_pickup_datetime
                            64393 non-null datetime64[ns]
 2
     lpep dropoff datetime
                            64393 non-null datetime64[ns]
3
     RatecodeID
                            64393 non-null float64
 4
     PULocationID
                            64393 non-null int64
 5
                            64393 non-null
     DOLocationID
                                            int64
 6
                            64393 non-null
                                            object
     passenger count
 7
     trip_distance
                            64393 non-null
                                            float64
 8
                            64393 non-null
                                           float64
    fare amount
 9
                            64393 non-null
                                            float64
    tip amount
 10
    total amount
                            64393 non-null float64
 11 payment_type
                            64393 non-null float64
 12
                            64393 non-null float64
    trip type
 13 PUBorough
                            64393 non-null
                                           object
 14 PUZone
                            64393 non-null
                                            object
 15
                            64393 non-null
    DOBorough
                                            object
 16 DOZone
                            64393 non-null
                                            object
                            64393 non-null
 17
                                            object
    day
 18
    day category
                            64393 non-null
                                            object
 19 category_time
                            64393 non-null
                                            category
 20 trip duration
                            64393 non-null
                                            float64
 21 category tip
                            64393 non-null
                                            object
```

```
dtypes: category(1), datetime64[ns](2), float64(8), int64(3),
object(8)
memory usage: 10.9+ MB
```

VendorID

RatecodeID

```
df['RatecodeID'] = df['RatecodeID'].replace({1:'Standard rate', 2:'JFK
Airport', 3:'Newark Airport', 4:'Nassau or Westchester', 5:'Negotiated
fare', 6:'Group ride'})
df['RatecodeID'].value_counts()

RatecodeID
Standard rate 63349
Negotiated fare 877
JFK Airport 146
Newark Airport 21
Name: count, dtype: int64
```

payment_types

trip_type

```
df['trip_type']=df['trip_type'].replace({1:'Street-hail',
2:'Dispatch'})
df['trip_type'].value_counts()
```

```
trip_type
Street-hail 63625
Dispatch 768
Name: count, dtype: int64
df.to_csv('NYC_TLC_clean.csv',index=False)
```

Section 4. EDA

Question 1: Analisis demand Permintaan Berdasarkan Waktu dan Lokasi

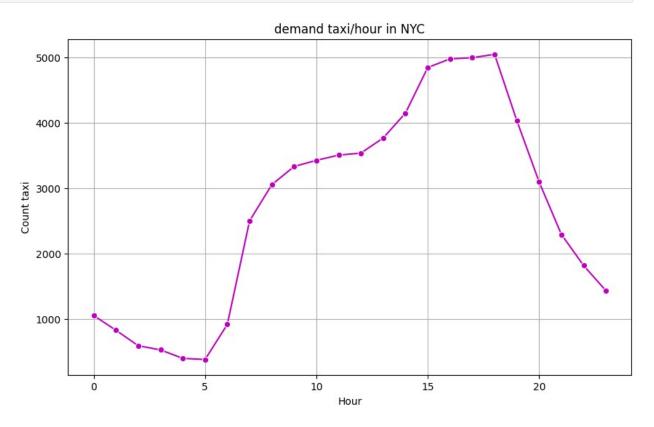
Problem statement: Permintaan taksi di New York City demand sepanjang hari dan minggu. Faktor-faktor seperti jam sibuk dan akhir pekan dapat menyebabkan lonjakan permintaan. Selain itu, permintaan di berbagai lokasi (misalnya, di pusat kota atau bandara) juga sangat berbeda. Hal ini dapat menyebabkan ketidakseimbangan antara pasokan kendaraan dan permintaan, yang dapat meningkatkan waktu tunggu penumpang.

- 1. Bagaimana demand permintaan taksi di NYC sepanjang hari?
- 2. Apa yang mempengaruhi permintaan taksi pada hari-hari tertentu dalam minggu?
- 3. Apakah permintaan lebih tinggi pada akhir pekan dibandingkan hari biasa?
- 4. Bagaimana permintaan taksi berbeda di berbagai lokasi?
- 5. Di mana permintaan tertinggi untuk taksi berdasarkan zona penjemputan dan pengantaran?

Demand berdasarkan waktu (jam)

```
df['pickup hour'] = df['lpep pickup datetime'] .dt.hour
df['day'] = df['lpep pickup datetime'] .dt.day name()
# Analisis jumlah perjalanan per jam
df.groupby('pickup_hour')['RatecodeID'].count().reset_index()
    pickup hour
                  RatecodeID
0
                        1049
               0
1
               1
                         823
2
               2
                          587
3
               3
                          523
4
               4
                         394
5
               5
                         376
6
               6
                         913
7
               7
                        2496
8
               8
                        3050
9
               9
                        3327
10
                        3421
              10
11
              11
                        3501
```

```
12
              12
                        3532
13
              13
                        3763
14
              14
                        4144
15
              15
                        4840
             16
16
                        4972
             17
17
                        4990
18
             18
                        5042
19
             19
                        4028
20
             20
                        3092
21
             21
                        2289
22
             22
                        1812
23
             23
                        1429
# Visualisasi permintaan per jam
plt.figure(figsize=(10,6))
sns.lineplot(x='pickup_hour', y='RatecodeID',
data=df.groupby('pickup hour')
['RatecodeID'].count().reset_index(),marker='o',color='m')
plt.title('demand taxi/hour in NYC')
plt.xlabel('Hour')
plt.ylabel('Count taxi')
plt.grid()
plt.show()
```



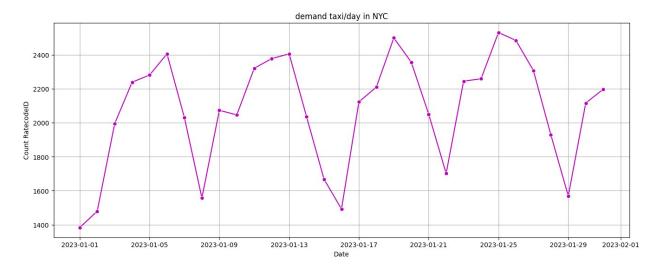
Insight:

 Jika dilihat bahwa puncak taksi ramai terjadi pada sore hari yaitu jam 15.00-20.00, ini bisa terjadi karena banyak orang yang bekerja di kantor dan membutuhkan transportasi untuk pulang ke rumah

Demand berdasarkan tanggal

```
df['pickup date'] = df['lpep pickup datetime'] .dt.date
df['day'] = df['lpep pickup datetime'] .dt.day name()
# Analisis jumlah perjalanan per jam
df.groupby('pickup date')['RatecodeID'].count().reset index()
   pickup date RatecodeID
0
    2023 - \overline{0}1 - 01
                       1383
1
    2023-01-02
                       1479
2
    2023-01-03
                       1995
3
    2023-01-04
                       2240
4
    2023-01-05
                       2282
5
    2023-01-06
                       2407
6
                       2030
    2023-01-07
7
    2023-01-08
                       1557
8
    2023-01-09
                       2074
9
    2023-01-10
                       2047
10
   2023-01-11
                       2322
11
                       2379
   2023-01-12
12
    2023-01-13
                       2407
13
                       2036
   2023-01-14
14
   2023-01-15
                       1668
15
   2023-01-16
                       1492
   2023-01-17
                       2124
16
17
    2023-01-18
                       2211
18
                       2501
   2023-01-19
19
    2023-01-20
                       2358
20
   2023-01-21
                       2051
21
    2023-01-22
                       1702
22
    2023-01-23
                       2246
23
   2023-01-24
                       2260
24
    2023-01-25
                       2533
25
   2023-01-26
                       2486
26
    2023-01-27
                       2309
27
    2023-01-28
                       1930
28
    2023-01-29
                       1569
29
    2023-01-30
                       2117
30 2023-01-31
                       2198
# Visualisasi permintaan per jam
plt.figure(figsize=(16,6))
sns.lineplot(x='pickup date', y='RatecodeID',
data=df.groupby('pickup date')['RatecodeID'].count().reset index(),
marker='o',color='m')
plt.title('demand taxi/day in NYC')
```

```
plt.xlabel('Date')
plt.ylabel('Count RatecodeID')
plt.grid()
plt.show()
```



Insight:

• jika dilihat dari grafik tersebut bahwa ada pola berulang setiap minggunya. ada penurunan yang cukup drastis setiap minggunya, hal ini bisa dilakukan analisis apa yang terjadi?

Demand berdasarkan hari

```
daily demand = df.groupby('day').agg(count=('RatecodeID',
'count')).reset index()
# Menyusun urutan hari (Senin sampai Minggu)
ordered_days = ['Sunday', 'Monday', 'Tuesday', 'Wednesday', 'Thursday',
'Friday', 'Saturday']
daily_demand['day'] = pd.Categorical(daily_demand['day'],
categories=ordered days, ordered=True)
daily demand = daily demand.sort values('day')
# Visualisasi permintaan per hari
plt.figure(figsize=(15,6))
plt.subplot(1,2,1)
sns.barplot(x='day', y='count', data=daily_demand, palette='husl')
# Menambahkan judul dan label
plt.title('Demand taxi per Day', fontsize=16)
plt.xlabel('day')
plt.ylabel('Count for taxi')
```

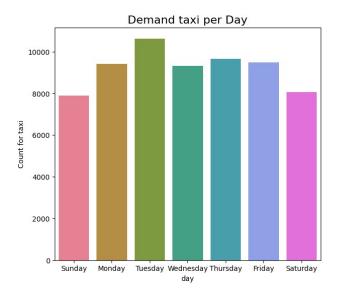
```
plt.subplot(1,2,2)
plt.pie(x=daily_demand['count'], labels=ordered_days, autopct='%1.2f%
%',colors=sns.color_palette("husl", 8))
plt.title('propotion of demand per day')

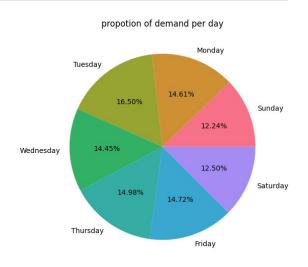
# Menampilkan plot
plt.show()

C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\1874867851.py:11:
FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.barplot(x='day', y='count', data=daily_demand, palette='husl')
```





insight:

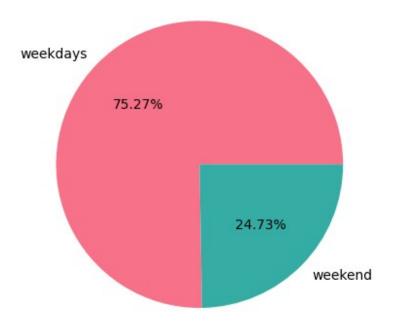
- dari pola line chart yang berulang, didapat bahwa setiap hari sabtu dan minggu mengalami penurunan atau orang cendurung tidak menggunakan taksi
- puncak orang menggunakan taksi yaitu pada hari selasa yaitu sebesar 16.50%.

Demand berdasarkan category hari

```
cattime_demand = df.groupby('day_category').agg(count=('RatecodeID',
'count')).reset_index()

plt.pie(x=cattime_demand['count'],
  labels=['weekdays','weekend'],autopct='%1.2f%%',
  colors=sns.color_palette("husl", 2))
  plt.title('proportion demand by day category')
  plt.show()
```

proportion demand by day category



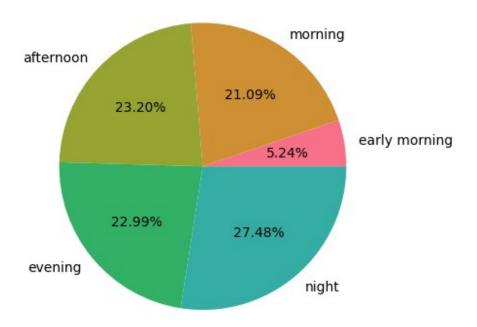
insight:

 dilihat dari proporsi pie chartnya bahwa orang yang menggunakan taksi di hari weekend hanya sedikit dibandingkan weekdays, hal ini semakin memperkuat statement bahwa orang yang menggunakan taksi adalah orang yang memiliki aktivitas setiap harinya seperti sekolah, kerja, dan lain lain.

Demand berdasarkan kategori waktu

```
cattime_demand = df.groupby('category_time').agg(count=('RatecodeID',
'count')).reset index()
cattime demand
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\525413958.py:1:
FutureWarning: The default of observed=False is deprecated and will be
changed to True in a future version of pandas. Pass observed=False to
retain current behavior or observed=True to adopt the future default
and silence this warning.
  cattime demand =
df.groupby('category time').agg(count=('RatecodeID',
'count')).reset index()
   category time count
  early morning
                 3376
         morning 13583
1
2
       afternoon 14940
```

proportion demand by day category



insight:

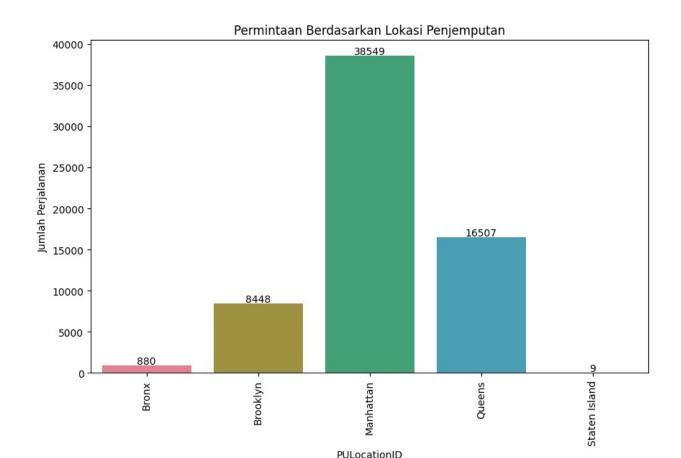
 tetapi jika dilihat dari proporsi pada pie chart diasumsikan bahwa orang yang memiliki aktivitas atau bekerja selalu berangkat pagi dan pulang sore hingga malam. jika dilihat bahwa untuk orang yang naik taksi di pagi hari hanya sedikit dibandingkan dengan sore atau malam, hal ini bisa kita asumsikan bahwa orang lebih memilih menggunakan transportasi lain untuk berangkat kerja.

Demand berdasarkan PUBorough

```
location_demand = df.groupby('PUBorough').agg(count=('RatecodeID',
'count')).reset_index()

# Visualisasi permintaan berdasarkan lokasi penjemputan
plt.figure(figsize=(10,6))
bars=sns.barplot(x='PUBorough', y='count', data=location_demand,
```

```
palette='husl')
for idx, bar in enumerate(bars.patches):
    # Get X and Y placement of label from bar
    x value = bar.get x() + bar.get width() / 2
    y value = bar.get height() + 200
    label = "{:.0f}".format(location_demand['count'].iloc[idx])
    plt.text(x value, y value, label, ha='center')
plt.title('Permintaan Berdasarkan Lokasi Penjemputan')
plt.xlabel('PULocationID')
plt.ylabel('Jumlah Perjalanan')
plt.xticks(rotation=90)
plt.show()
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\2986111117.py:5:
FutureWarning:
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be
removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set
`legend=False` for the same effect.
  bars=sns.barplot(x='PUBorough', y='count', data=location demand,
palette='husl')
```



insight:

 pada gambar tersebut bahwa daerah paling rame menggunakan taksi yaitu manhattan, manhattan merupakan pusat ekonomi utama di NYC dan di dunia, serta tempat banyak perusahaan besar dan kantor pusat multinasional. maka dari itu tidak heran bahwa taksi di manhattan sangat ramai dan banyak digunakan oleh masyarakat.

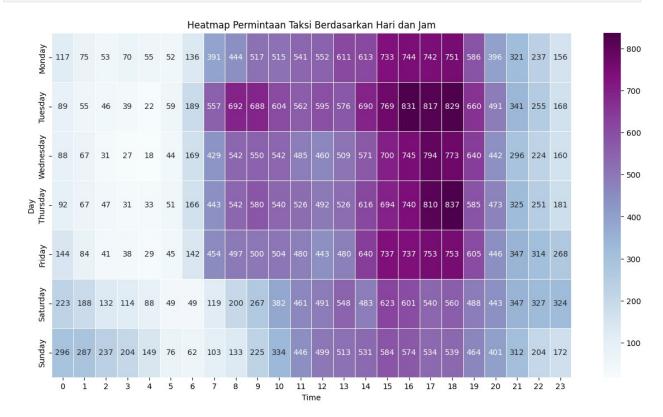
Insight keseluruhan

```
heatmap_data = df.groupby(['day', 'pickup_hour'])
['RatecodeID'].count().unstack(fill_value=0)

# Menyusun urutan hari
ordered_days = ['Monday', 'Tuesday', 'Wednesday', 'Thursday',
'Friday', 'Saturday', 'Sunday']
heatmap_data = heatmap_data.loc[ordered_days]

# Visualisasi heatmap
plt.figure(figsize=(15,8))
sns.heatmap(heatmap_data, cmap="BuPu", annot=True, fmt='d',
linewidths=0.5)
plt.title('Heatmap Permintaan Taksi Berdasarkan Hari dan Jam')
plt.xlabel('Time')
```

plt.ylabel('Day')
plt.show()



Permintaan taksi yang paling tinggi di New York City terjadi pada sore hingga malam hari di weekdays karena aktivitas sosial, seperti pulang kerja, dan perjalanan wisata. Selain itu, Manhattan menjadi lokasi paling ramai dalam hal penggunaan taksi karena merupakan pusat dari ekonomi, bisnis, dan wisata di kota ini. Dengan banyaknya orang yang bekerja, belajar, dan berwisata di Manhattan, taksi berfungsi sebagai transportasi yang sangat penting untuk menghubungkan orang-orang dengan tempat-tempat utama di kota.

Rekomendasi

- Optimalisasi Distribusi Kendaraan di Area dengan Permintaan Tinggi dengan Fokuskan distribusi kendaraan lebih banyak ke Manhattan, terutama selama jam-jam sibuk sore hingga malam hari.
- Penyesuaian Tarif Dinamis Berdasarkan Waktu dan Lokasi dengan menerapkan tarif dinamis yang lebih fleksibel pada jam sibuk sore dan malam hari. Tarif yang lebih tinggi pada waktu puncak dapat membantu menyeimbangkan permintaan dan pasokan kendaraan, namun tarif ini harus tetap terjangkau untuk pelanggan agar tidak menyebabkan penurunan permintaan yang signifikan.

Question 2: Pengaruh Tarif Dinamis Terhadap Permintaan

Problem statement: Sistem tarif dinamis yang digunakan oleh NYC TLC atau layanan ridehailing dapat menyebabkan fluktuasi harga yang tidak selalu sesuai dengan permintaan. Tarif yang lebih tinggi selama jam sibuk atau event besar dapat menyebabkan penurunan permintaan,

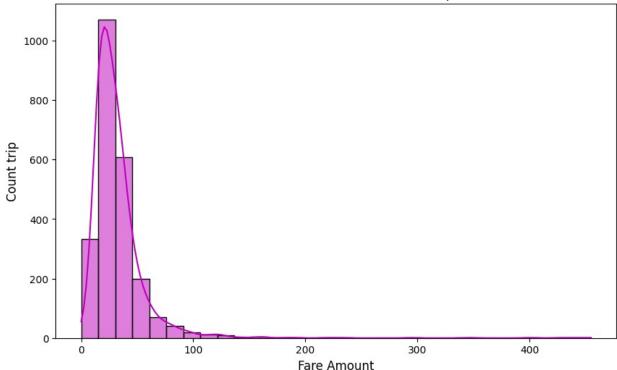
sementara tarif lebih rendah dapat meningkatkan jumlah pelanggan, tetapi dengan risiko pendapatan lebih rendah.

- 1. Bagaimana pengaruh tarif dinamis terhadap permintaan taksi di NYC?
- 2. Bagaimana cara menyesuaikan tarif dinamis untuk memastikan pendapatan maksimal tanpa merugikan permintaan?

Tarif VS permintaan

```
fare demand = df.groupby('fare amount').agg(count=('RatecodeID',
'count')).reset index()
fare_demand
      fare amount
                   count
0
             0.01
                        2
1
             0.05
                        1
2
                        2
             0.15
3
                        1
             0.30
4
             0.45
                        1
2371
           348.10
                        1
2372
           399.00
                        1
2373
           425.00
                        1
2374
                        1
           440.00
           455.00
                        1
2375
[2376 rows x 2 columns]
# Visualisasi hubungan antara fare amount dan jumlah perjalanan
plt.figure(figsize=(10,6))
sns.histplot(fare_demand['fare_amount'], bins=30 , color='m',kde=True)
# Menambahkan judul dan label
plt.title('Effect of Fare Amount on Number of Trips')
plt.xlabel('Fare Amount', fontsize=12)
plt.ylabel('Count trip', fontsize=12)
# Menampilkan plot
plt.show()
```

Effect of Fare Amount on Number of Trips



scatter plot diatas menunjukkan **hubungan antara fare amount dan count trip**. dapat dilihat bahwa jika fare amount/harganya murah maka ada banyak orang yang memesan untuk melakukan trip. sedangkan jika harga semakin mahal, orang akan semakin sedikit yang memesan untuk melakukan trip. akan dibuktikan seberapa pengaruh dengan menggunakan persamaan regresi

```
df['RatecodeID'].unique()
array(['Standard rate', 'Negotiated fare', 'Newark Airport',
       'JFK Airport'], dtype=object)
def Ratecodeid (x):
    if "Standard rate" in x:
        return 1
    elif "JFK Airport" in x:
        return 2
    elif "Newark Airport" in x:
        return 3
    else:
        return 4
from sklearn.linear model import LinearRegression
from sklearn.model selection import train test split
X = df[['fare amount']]
y = df['RatecodeID'].apply(Ratecodeid)
```

sns.regplot sama tidak usah dibagi train dan test menggunakan stat model

```
model = LinearRegression()
model.fit(X, y)

LinearRegression()

# Memprediksi hasil pada test set
y_pred = model.predict(X)

# Menampilkan koefisien model
print(f'Koefisien regresi: {model.coef_}')

Koefisien regresi: [0.00530825]
```

• Ini berarti bahwa setiap kenaikan \$1 pada fare_amount (tarif perjalanan), jumlah perjalanan akan meningkat sebesar 0.0051. Dalam konteks tarif dinamis, jika tarif naik, kita mengharapkan sedikit peningkatan dalam jumlah perjalanan, yang bertentangan dengan hipotesis awal bahwa tarif lebih tinggi cenderung mengurangi permintaan.

Cek korelasi dari pendapatan

```
correlation = df[['fare_amount', 'tip_amount']].corr('spearman')

print(f'Korelasi antara fare_amount dan tip_amount:
{correlation.loc["fare_amount", "tip_amount"]}')

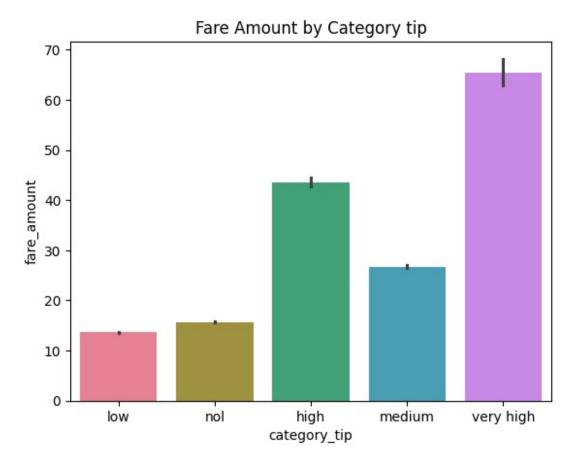
Korelasi antara fare_amount dan tip_amount: 0.3072512242355987

sns.barplot(x=df['category_tip'],y=df['fare_amount'],
palette=sns.color_palette("husl", 5))
plt.title('Fare Amount by Category tip')
plt.show()

C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\745279138.py:1:
FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

sns.barplot(x=df['category_tip'],y=df['fare_amount'],
palette=sns.color_palette("husl", 5))
```



insight secara keseluruhan:

Pengaruh Harga terhadap Permintaan (Fare Amount):

- Berdasarkan scatter plot, kita melihat bahwa harga yang lebih rendah cenderung mendorong lebih banyak permintaan. Ini menunjukkan bahwa pelanggan lebih cenderung memesan taksi ketika harga terjangkau.
- Koefisien regresi 0.00517644 mengindikasikan bahwa setiap kenaikan tarif sebesar \$1 akan menyebabkan peningkatan permintaan (jumlah perjalanan) sebesar 0.0052 perjalanan. Hal ini bisa menunjukkan bahwa peningkatan tarif tidak terlalu mengurangi jumlah perjalanan, tetapi ada kecenderungan bahwa harga lebih rendah lebih efektif dalam meningkatkan permintaan.

Hubungan antara Fare Amount dan Tip Amount:

 Korelasi 0.31 antara fare_amount dan tip_amount menunjukkan adanya hubungan positif moderat antara tarif dan jumlah tip yang diberikan. Ini berarti bahwa semakin tinggi harga (fare_amount), semakin besar kemungkinan tip yang diberikan, meskipun hubungan ini tidak terlalu kuat (nilai korelasi yang lebih rendah menunjukkan hubungan yang lebih lemah).

Rekomendasi:

Strategi Penetapan Tarif:

 Berdasarkan scatter plot dan koefisien regresi, menurunkan harga (fare_amount) dapat meningkatkan permintaan untuk layanan taksi. Oleh karena itu, strategi penetapan tarif dinamis yang lebih terjangkau pada waktu-waktu tertentu atau di area dengan permintaan rendah bisa sangat efektif untuk meningkatkan volume perjalanan. (bisa diberikan diskon atau promo untuk meningkatkan permintaan)

Penyesuaian Tarif berdasarkan Waktu dan Lokasi:

• Untuk jam sibuk, tarif bisa ditingkatkan sedikit, tetapi jangan terlalu mahal agar tidak mengurangi permintaan secara signifikan. Di area yang sangat padat (seperti pusat kota atau dekat dengan bandara), menggunakan tarif dinamis yang sedikit lebih tinggi bisa diterapkan, namun perlu diperhatikan bahwa kenaikan tarif yang signifikan bisa menyebabkan penurunan permintaan seperti yang ditunjukkan oleh grafik scatter plot.

Meningkatkan Kepuasan Pelanggan melalui Tip:

- Karena korelasi positif antara fare_amount dan tip_amount, bisa jadi peningkatan harga (fare) sedikit akan berhubungan dengan tip yang lebih besar. Oleh karena itu, menjaga transparansi harga dan memberikan layanan yang lebih baik selama perjalanan dapat meningkatkan kepuasan pelanggan dan mendorong pelanggan untuk memberikan tip lebih besar.
- Menyediakan pelayanan yang lebih baik, seperti kebersihan kendaraan dan kesopanan pengemudi, bisa membantu meningkatkan tip, terutama ketika harga lebih tinggi.

Strategi Penetapan Harga Berdasarkan Lokasi:

• Di area-area seperti bandara, tarif bisa sedikit lebih tinggi, tetapi tidak mengurangi peminat secara signifikan. Di area yang lebih sepi, tarif bisa ditingkatkan sedikit

Question 3

Problem statement: Sistem layanan taksi sering kali menghadapi masalah dalam memahami apa yang memotivasi pelanggan untuk memberikan tip yang lebih besar kepada pengemudi. Walaupun tip dapat bervariasi tergantung pada pelanggan, perjalanan, dan situasi lainnya, ada beberapa faktor yang perlu dianalisis lebih lanjut untuk mengetahui seberapa besar pengaruh faktor-faktor tersebut terhadap keputusan pelanggan dalam memberikan tip.

- 1. faktor apa saja yg membuat customer memberikan tip?
- 2. Apakah tarif perjalanan yang lebih tinggi cenderung menghasilkan tip lebih besar?
- 3. Bagaimana durasi perjalanan dan jarak memengaruhi jumlah tip?

```
print(df['tip_amount'].describe())

count   64393.000000
mean         2.189721
std         2.847713
min         0.000000
25%         0.000000
50%         1.820000
75%         3.410000
```

```
max 80.880000
Name: tip_amount, dtype: float64
```

terdapat niai tip yang tidak masuk akal yaitu 222.22 \$, akan dilakukan pengecekan apakah benar itu merupakan outlier atau tidak dengan menggunakan boxplot

```
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.boxplot(df['tip_amount'])

plt.title('Tip Customer')
plt.xlabel('Jumlah Tip ($)')
plt.show()
```



TIP VS Numeric column

```
df_tip_corr = df.select_dtypes(np.number)[df['tip_amount']>0]
plt.figure(figsize=(10,6))
sns.heatmap(df_tip_corr.corr('spearman'), vmin=-1, vmax=1, annot=True,
```

cmap="BuPu")
plt.show()



insight: bedasarkan coorelasi bahwa tip_amount dipengaruhi oleh:

- trip distance (0.61) semakin jauh trip perjalanan maka semakin besar tip yang akan diberikan.
- trip duration (0.58) semakin lama trip perjalanan maka semakin besar tip yang akan diberikan.
- fare amount (0.63) dan total amount (0.74) semakin besar biaya perjalanan maka semakin besar tip yang akan diberikan.

TIP VS Kategoric column

```
for col in df.select_dtypes(object):
    print(col)

VendorID
RatecodeID
passenger_count
payment_type
trip_type
PUBorough
PUZone
```

DOBorough DOZone day day_category category_tip pickup_date

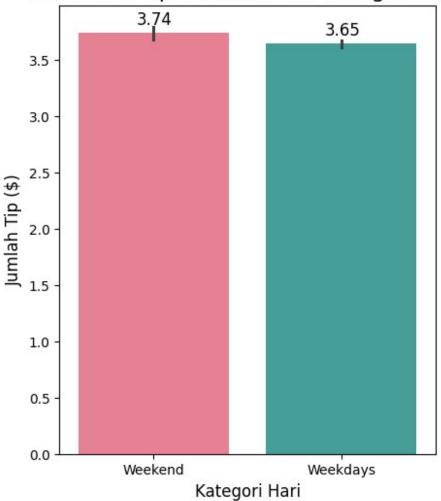
Category day

Catego	ory day						
df.sel	lect_dtypes(<mark>ob</mark>	ject)					
,		Ve	ndorID	Ratec	odeID	passenger	_count
0		VeriF	oneInc	Standard	rate		1.0
1		VeriF	oneInc	Standard	rate		1.0
3	CreativeMobi	.leTechnologie	s,LLC.	Standard	rate		1.0
4	CreativeMobi	.leTechnologie	s,LLC.	Standard	rate		1.0
5		VeriF	oneInc	Standard	rate		1.0
68206		VeriF	oneInc	Standard			1.0
68207			oneInc	Standard			1.0
68208		-	oneInc	Standard			1.0
68209			oneInc	Standard			1.0
68210		verir	oneInc	Standard	rate		1.0
	payment_type	trip_type	PUBoro	ugh			PUZone
0	Credit card	Street-hail	Manhat	tan	Morn	ningside H	eights
1	Credit card	Street-hail	Manhat	tan		Bloomi	ngdale
3	Credit card	Street-hail	Manhat	tan		Central	Harlem
4	Credit card	Street-hail	Manhat	tan		Central	Harlem
5	Cash	Street-hail	Manhat			Central	
	33311						
68206	Unknown	Street-hail	Brook	lvn		Clinto	
55255	SIIICIOWII	2 C. 33 C MAIC	2, 551	- ,		5 5 11 1 2 0	

68207	Unknown	Street-hail	Queer	าร	Baisley Pa	ark
68208	Credit card	Street-hail	Brookly	/n	DUMBO/Vinegar H	ill
68209	Credit card	Street-hail	Brookly	/n	Stuyvesant Heigh	hts
68210	Credit card	Street-hail	Brookly	/n Willia	amsburg (South Sid	de)
	DOBorough		D0Zone	day d	lay category	
catego	ry tip \	!	DOZONC	uuy c	ay_category	
0	Manhattan	Lincoln Squar	e West	Sunday	Weekend	
low	riamiaccan	ETHEOTH Squar	C WC3C	Junuay	WCCKCHU	
1	Manhattan	Centra	1 Dark	Sunday	Weekend	
low	riaililaccan	Centra	Clair	Junuay	Weekend	
3	Manhattan U	pper West Side	North	Sunday	Weekend	
low						
4	Manhattan	East Harlem	North	Sunday	Weekend	
nol						
5	Manhattan	Yorkvill	e East	Sunday	Weekend	
nol						
68206	Brooklyn	Crown Heights	South	Tuesday	Weekdays	
nol	2.00	Cromm noights	5644	· accady	neertaaj s	
68207	Queens	Saint	Albans	Tuesday	Weekdays	
nol				•	•	
68208	Brooklyn	Bushwick	South	Tuesday	Weekdays	
low	•			•	•	
68209	Brooklyn	Prospect H	eights	Tuesday	Weekdays	
low	•	•	J	•	•	
68210	Manhattan	Lenox Hil	l East	Tuesday	Weekdays	
low						
	pickup_date					
0	2023-01-01					
1	2023-01-01					
T	2023-01-01					
1 3 4						
5	2023-01-01					
	2023-01-01					
68206	2023-01-31					
68207	2023-01-31					
68208	2023-01-31					
68209	2023-01-31					
68210	2023-01-31					
[64393	rows x 13 co	lumns]				

```
categoryday tip corr = df[df['tip amount'] > 0][['day category',
'tip amount']]
agg categoryday tip =
categoryday tip corr.groupby('day category').agg(
    count=('tip_amount', 'count'),
avg_tip=('tip_amount', 'mean'),
    median tip=('tip amount', 'median')
).round(2).reset index()
agg categoryday tip
  day category
                 count avg_tip median_tip
                           3.65
                                        3.00
      Weekdays
                 28871
1
       Weekend
                  9552
                           3.74
                                        3.01
plt.figure(figsize=(5,6))
ax = sns.barplot(x='day category', y='tip amount',
data=df[df['tip amount'] > 0], palette=sns.color palette("husl", 2))
# Menambahkan angka (nilai) di atas setiap batang
for p in ax.patches:
    ax.annotate(f'{p.get_height():.2f}', # Menambahkan nilai tip
(dengan 2 desimal)
                 (p.get_x() + p.get_width() / 2., p.get_height()), #
Posisi teks
                ha='center', va='center', # Menyelaraskan posisi teks fontsize=12, color='black', # Ukuran dan warna font
                 xytext=(1, 10), # Menambahkan sedikit offset agar
teks tidak bertumpuk dengan batang
                 textcoords='offset points')
plt.title('Distribusi Tip Berdasarkan Kategori Hari', fontsize=16)
plt.xlabel('Kategori Hari', fontsize=12)
plt.ylabel('Jumlah Tip ($)', fontsize=12)
plt.show()
C:\Users\qhais\AppData\Local\Temp\ipykernel 20352\3114126037.py:3:
FutureWarning:
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be
removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set
`legend=False` for the same effect.
  ax = sns.barplot(x='day category', y='tip amount',
data=df[df['tip amount'] > 0], palette=sns.color palette("husl", 2))
```





Akan dilakukan hipotesis apakah memiliki pengaruh variabel tip dan cat day atau tidak

Hypothesis:

Ho: Tidak ada perbedaan median tip antara hari akhir pekan dan hari kerja.

Ha: Terdapat perbedaan median tip antara hari akhir pekan dan hari kerja.

```
from scipy.stats import mannwhitneyu

stat, pvalue= mannwhitneyu(
    categoryday_tip_corr[categoryday_tip_corr['day_category'] ==
'Weekend']['tip_amount'],
    categoryday_tip_corr[categoryday_tip_corr['day_category'] ==
'Weekdays']['tip_amount'],
    alternative='two-sided'
)
```

```
print('p-Value', pvalue)
if pvalue > 0.05:
    print('Terima H0, tidak ada perbedaan signifikan antara tip
weekend dan weekdays')
    print('Tolak H0, ada perbedaan signifikan antara tip weekend dan
weekdays')
p-Value 0.0007608923416864268
Tolak HO, ada perbedaan signifikan antara tip weekend dan weekdays
Category Time
cattime tip corr = df[df['tip amount'] > 0][['category time',
'tip amount']]
agg cattime tip = cattime tip corr.groupby('category time').agg(
    count=('tip_amount', 'count'),
    avg tip=('tip amount', 'mean'),
    median tip=('tip amount', 'median')
).round(2).reset index()
agg cattime tip
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel 20352\705828747.py:3:
FutureWarning: The default of observed=False is deprecated and will be
changed to True in a future version of pandas. Pass observed=False to
retain current behavior or observed=True to adopt the future default
and silence this warning.
  agg cattime tip = cattime tip corr.groupby('category time').agg(
   category time count avg tip median tip
0
  early morning
                   1774
                            4.20
                                        3.16
1
                   8361
                            3.60
                                        2.85
         morning
2
                   8354
                            3.75
                                        3.06
       afternoon
3
                 8744
                            3.74
                                        3.14
         evening
           night 11190
                            3.52
                                        3.00
plt.figure(figsize=(10,5))
bars = sns.barplot(data=agg cattime tip, x='category time'
y='median tip', ci=0, palette=sns.color palette("husl", 5))
for idx, bar in enumerate(bars.patches):
    x value = bar.get x() + bar.get width() / 2
    v value = bar.get height() + 0.02
    label = "{:.2f}".format(agg_cattime_tip['median_tip'].iloc[idx])
    plt.text(x value, y value, label, ha='center')
plt.xlabel('Pickup Time')
plt.ylabel('Tip Amount (USD)')
```

```
plt.title('Median Tip Amount', fontsize=15)
plt.show()

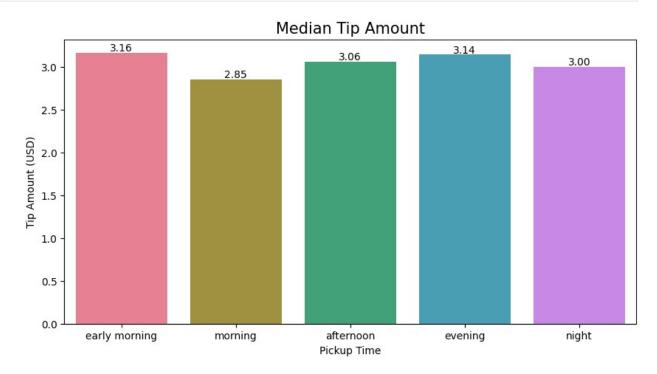
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\3943460241.py:3:
FutureWarning:

The `ci` parameter is deprecated. Use `errorbar=('ci', 0)` for the same effect.

bars = sns.barplot(data=agg_cattime_tip, x='category_time', y='median_tip', ci=0, palette=sns.color_palette("husl", 5))
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\3943460241.py:3:
FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

bars = sns.barplot(data=agg_cattime_tip, x='category_time', y='median_tip', ci=0, palette=sns.color_palette("husl", 5))
```



Hypothesis:

HO: Tidak ada perbedaan yang signifikan dalam median tip antara kategori waktu yang berbeda (early morning, morning, afternoon, evening, dan night).

Ha: Terdapat perbedaan yang signifikan dalam median tip setidaknya antara satu kategori waktu dengan kategori waktu lainnya (early morning, morning, afternoon, evening, night).

```
from scipy.stats import kruskal
stat, pvalue= kruskal(
    cattime tip corr[cattime tip corr['category time'] == 'early
morning']['tip amount'],
    cattime tip corr[cattime tip corr['category time'] == 'morning']
['tip amount'],
    cattime tip corr[cattime tip corr['category time'] == 'afternoon']
['tip amount'],
    cattime tip corr[cattime tip corr['category time'] == 'evening']
['tip amount'],
    cattime tip corr[cattime tip corr['category time'] == 'night']
['tip amount'],
print('p-Value', pvalue)
if pvalue > 0.05:
    print('Terima H0: Tidak ada perbedaan signifikan dalam median tip
antar kategori waktu (early morning, morning, afternoon, evening,
night)')
else:
    print('Tolak H0: Ada perbedaan signifikan dalam median tip
setidaknya satu kategori waktu dibandingkan kategori waktu lainnya')
p-Value 1.620702800326165e-35
Tolak HO: Ada perbedaan signifikan dalam median tip setidaknya satu
kategori waktu dibandingkan kategori waktu lainnya
```

Trip Type

```
trip type tip corr = df[df['tip amount']>0][['trip type',
'tip amount']]
ct tip trip type=
trip_type_tip_corr.groupby('trip_type').agg(count=('tip_amount',
'count'), avg_tip=('tip_amount', 'mean'), median_tip=('tip_amount',
'median')).round(2).reset index()
ct tip trip type
     trip type count
                       avg_tip
                                median tip
      Dispatch
                  318
                          6.29
                                       4.7
1 Street-hail 38105
                          3.65
                                       3.0
plt.figure(figsize=(5,5))
bars = sns.barplot(data=ct_tip_trip_type, x='trip_type',
y='median_tip',palette=sns.color palette("husl", 2))
for idx, bar in enumerate(bars.patches):
    x value = bar.get x() + bar.get width() / 2
    y value = bar.get height() + 0.05
    label = "{:.2f}".format(ct_tip_trip_type['median_tip'].iloc[idx])
```

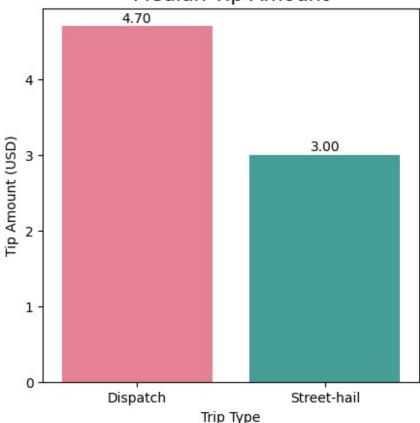
```
plt.text(x_value, y_value, label, ha='center')
plt.xlabel('Trip Type')
plt.ylabel('Tip Amount (USD)')
plt.title('Median Tip Amount', fontsize=15)

plt.show()
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\1504367324.py:3:
FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

bars = sns.barplot(data=ct_tip_trip_type, x='trip_type', y='median_tip',palette=sns.color_palette("husl", 2))
```





Hypothesis:

H0: Tidak ada perbedaan yang signifikan dalam median tip antara tipe perjalanan street-hail dan tipe perjalanan yang dipesan melalui aplikasi.

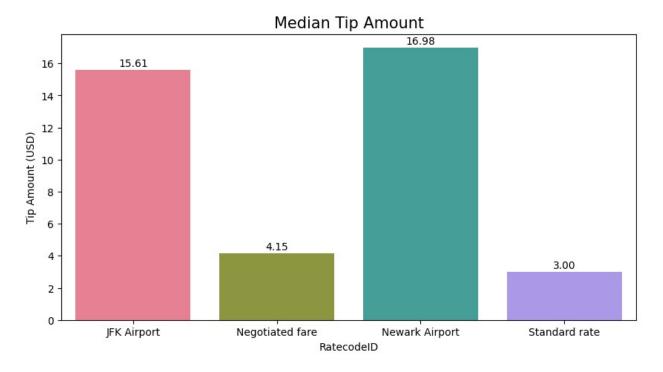
Ha: Median tip pada tipe perjalanan street-hail lebih rendah daripada median tip pada tipe perjalanan melalui aplikasi.

```
from scipy.stats import mannwhitneyu
stat, pvalue= mannwhitneyu(
    trip type tip corr[trip type tip corr['trip type'] == 'Street-
hail']['tip amount'],
    trip type tip corr[trip type tip corr['trip type'] == 'Dispatch']
['tip amount'],
    alternative='less'
)
print('p-Value', pvalue/2)
if pvalue > 0.05:
    print('Terima H0 yang berarti tidak ada perbedaan signifikan dalam
median tip antara street-hail dan aplikasi.')
    print('Tolak H0 yang berarti median tip pada perjalanan street-
hail lebih rendah dibandingkan dengan perjalanan melalui aplikasi.')
p-Value 3.204395257054632e-17
Tolak HO yang berarti median tip pada perjalanan street-hail lebih
rendah dibandingkan dengan perjalanan melalui aplikasi.
```

RatecodeID

```
ratecode tip corr = df[df['tip amount']>0][['RatecodeID',
'tip amount']]
ct tip ratecode=
ratecode tip corr.groupby('RatecodeID').agg(count=('tip amount',
'count'), avg_tip=('tip_amount', 'mean'), median_tip=('tip_amount',
'median')).round(2).reset_index()
ct tip ratecode
        RatecodeID count avg tip median tip
                             14.95
                                         15.61
       JFK Airport
                      122
1
  Negotiated fare
                      366
                              5.97
                                          4.15
2
                                         16.98
    Newark Airport
                       12
                             17.18
3
     Standard rate 37923
                              3.61
                                          3.00
plt.figure(figsize=(10,5))
bars = sns.barplot(data=ct tip ratecode, x='RatecodeID',
y='median_tip', ci=0, palette=sns.color palette("husl", 4))
for idx, bar in enumerate(bars.patches):
    x value = bar.get x() + bar.get width() / 2
    y value = bar.get height() + 0.2
    label = "{:.2f}".format(ct_tip_ratecode['median_tip'].iloc[idx])
    plt.text(x_value, y_value, label, ha='center')
```

```
plt.xlabel('RatecodeID')
plt.ylabel('Tip Amount (USD)')
plt.title('Median Tip Amount', fontsize=15)
plt.show()
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel 20352\2613214171.py:3:
FutureWarning:
The `ci` parameter is deprecated. Use `errorbar=('ci', 0)` for the
same effect.
  bars = sns.barplot(data=ct tip ratecode, x='RatecodeID',
y='median tip', ci=0, palette=sns.color palette("husl", 4))
C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel 20352\2613214171.py:3:
FutureWarning:
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be
removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set
`legend=False` for the same effect.
  bars = sns.barplot(data=ct_tip_ratecode, x='RatecodeID',
y='median_tip', ci=0, palette=sns.color_palette("husl", 4))
```



Hypothesis:

Ho: tidak ada perbedaan signifikan dalam median tip di antara semua jenis tarif yang diuji (Standard Rate, JFK Airport, Newark Airport, dan Negotiated fare).

Ha: bahwa setidaknya ada satu pasang jenis tarif yang memiliki perbedaan signifikan dalam median tip.

```
stat, pvalue= kruskal(
    ratecode tip corr[ratecode tip corr['RatecodeID'] == 'Standard
rate'l['tip amount'].
    ratecode tip corr[ratecode tip corr['RatecodeID'] == 'JFK
Airport']['tip amount'],
    ratecode tip corr[ratecode tip corr['RatecodeID'] == 'Newark
Airport']['tip amount'],
    ratecode_tip_corr[ratecode_tip_corr['RatecodeID'] == 'Negotiated']
fare']['tip amount']
print('p-Value', pvalue)
if pvalue > 0.05:
    print('Terima H0: Tidak ada perbedaan signifikan dalam median tip
antara tarif Standard Rate, JFK Airport, Newark Airport, Nassau or
Westchester, dan Negotiated fare')
    print('Tolak H0: Setidaknya ada satu pasang tarif yang memiliki
median tip yang berbeda')
p-Value 4.904680170988434e-81
Tolak HO: Setidaknya ada satu pasang tarif yang memiliki median tip
yang berbeda
```

Passanger count

```
passcount tip corr = df[df['tip amount']>0][['passenger count',
'tip amount']]
ct tip passcount =
passcount tip corr.groupby('passenger count').agg(count=('tip amount',
'count'), avg tip=('tip amount', 'mean'), median tip=('tip amount',
'median')).round(2).reset index()
ct tip passcount
                          avg tip median tip
  passenger count count
0
                             3.63
                                         3.00
              1.0
                  33249
1
              2.0
                    2724
                             3.95
                                         3.20
                                         3.14
2
              3.0
                     501
                             4.00
3
              4.0
                     206
                             3.96
                                         3.13
4
              5.0
                    1101
                             4.06
                                         3.14
5
                     642
                             3.33
                                         2.86
               >5
plt.figure(figsize=(10,5))
bars = sns.barplot(data=ct tip passcount, x='passenger count',
y='median tip',palette=sns.color palette("husl", 6))
for idx, bar in enumerate(bars.patches):
```

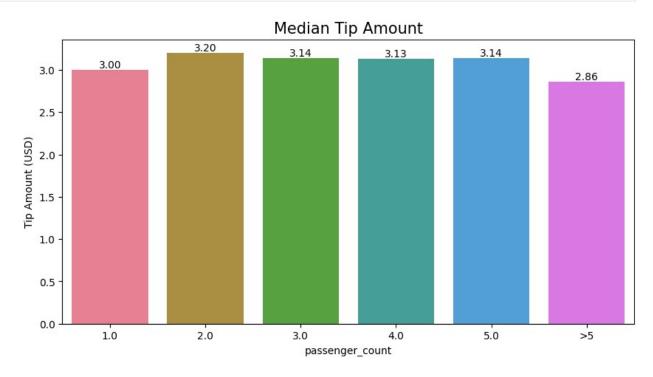
```
x_value = bar.get_x() + bar.get_width() / 2
y_value = bar.get_height() + 0.02
label = "{:.2f}".format(ct_tip_passcount['median_tip'].iloc[idx])
plt.text(x_value, y_value, label, ha='center')

plt.xlabel('passenger_count')
plt.ylabel('Tip Amount (USD)')
plt.title('Median Tip Amount', fontsize=15)
plt.show()

C:\Users\ghais\AppData\Local\Temp\ipykernel_20352\74422700.py:3:
FutureWarning:

Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `x` variable to `hue` and set `legend=False` for the same effect.

bars = sns.barplot(data=ct_tip_passcount, x='passenger_count', y='median_tip',palette=sns.color_palette("husl", 6))
```



Hypotesis

HO: Tidak ada perbedaan signifikan dalam jumlah penumpang terhadap variabel yang diuji yaitu tip antara setiap kategori jumlah penumpang.

Ha: Ada perbedaan signifikan antara jumlah penumpang terhadap variabel yang diuji, namun tidak diketahui kategori jumlah penumpang mana yang memiliki perbedaan tersebut.

```
stat, pvalue= kruskal(
    passcount tip corr[passcount tip corr['passenger count'] == '1.0']
['tip amount'],
    passcount tip corr[passcount tip corr['passenger count'] == '2.0']
['tip amount'],
    passcount_tip_corr[passcount_tip_corr['passenger_count'] == '3.0']
['tip amount'],
    passcount tip corr[passcount tip corr['passenger count'] == '4.0']
['tip amount'],
    passcount tip corr[passcount tip corr['passenger count'] == '5.0']
['tip amount'],
    passcount_tip_corr[passcount_tip_corr['passenger_count'] == '>5']
['tip_amount']
print('p-Value', pvalue)
if pvalue > 0.05:
    print('Terima H0: Tidak ada perbedaan signifikan dalam variabel
yang diuji yaitu tip antara jumlah penumpang')
else:
    print('Tolak H0: Ada perbedaan signifikan antara jumlah penumpang,
tapi tidak diketahui kategori mana yang berbeda')
p-Value 1.7600536507777315e-13
Tolak HO: Ada perbedaan signifikan antara jumlah penumpang, tapi tidak
diketahui kategori mana yang berbeda
```

Insight keseluruhan:

pengaruh orang memberikan tips adalah:

- Dengan tingkat korelasi antara tip dan distance (0.61) dan trip duration (0.58), Perjalanan yang lebih panjang atau lebih lama (baik dalam hal jarak atau waktu) cenderung mendapatkan tip yang lebih besar. Hal ini menunjukkan bahwa pelanggan lebih mungkin memberikan tip lebih tinggi ketika mereka merasa perjalanan tersebut lebih jauh atau memakan waktu lebih lama, mungkin sebagai penghargaan atas kenyamanan atau upaya pengemudi.
- Terdapat korelasi positif yang kuat yaitu (0.63) antara fare_amount (tarif perjalanan) dan tip_amount serta total amount (0.74). Semakin tinggi tarif perjalanan, semakin besar kemungkinan penumpang memberikan tip yang lebih besar. Ini menunjukkan bahwa penumpang mungkin merasa lebih cenderung untuk memberikan tip lebih besar pada perjalanan yang lebih mahal.
- category_day dan category_time berpengaruh pada tip_amount, hal ini disebabkan karena weekend merupakan vibes liburan dimana orang merasa bahagia dan lebih mungkin memberikan tip yang lebih besar. Sementara itu, category_time juga berpengaruh karena waktu dini pagi biasanya merupakan waktu yang krusial atau jarang ada taksi dimana orang lebih memilih untuk tidur maka kemungkinan besar customer

- mengapresiasi dengan memberikan tip kepada pengemudi. Hal ini menunjukkan bahwa waktu dan hari libur dapat mempengaruhi perilaku memberikan tip penumpang.
- **trip_type mempengaruhi tip_amount**, maka orang cenderung memberikan tip lebih banyak saat mereka menyetop taksi langsung di jalan (misalnya taksi yang dijumpai di jalan atau dipanggil langsung, bukan lewat aplikasi). Sebaliknya, jika mereka memesan taksi melalui aplikasi, tip yang diberikan cenderung lebih sedikit. hal ini disebabkan adanya interaksi satu sama lain sehingga menimbulkan kenyaman
- RatecodeID mempengaruhi tip_amount, Orang cenderung memberikan tip lebih banyak ketika pergi ke bandara dibandingkan dengan perjalanan dalam kota atau jarak pendek. hal ini bisa dikarenakan jarak yang jauh dan biaya yang mahal
- passanger_count mempengaruhi tip_amount, semakin banyak penumpang semakin besar tip yang diberikan. Hal ini bisa dikarenakan penumpang merasa lebih nyaman dan lebih mungkin untuk memberikan tip yang lebih besar.

Rekomendasi:

- untuk meningkatkan trip_type pada distance (pesan lewat app), customer bisa di treath dengan lebih baik lagi agar merasa nyaman dan memberikan kemudahan untuk memberikan tip, bisa menambahkan fitur pada app untuk customer memberikan tip
- memberikan pelayanan terbaik untuk perjalanan jauh seperti ke bandara, seperti memberikan layanan yang premium seperti adanya fasilitas air gratis, membawakan barang-barang yang dibutuhkan saat di bandara, dan sebagainya. agar bisa meningkatnya tip yang diberikan
- melakukan patroli secara berkala ketika permintaan demand yang tnggi, hal ini bisa mendapatkan tip yang lebih tinggi karena memberikan pelayanan yang lebih baik dan memuaskan customer. customer tidak akan menunggu lebih lama lagi untuk mendapatkan jasa dari driver. dan juga bisa meningkatkan kepuasan customer.
- **customer memberikan feedback terhadap pelayanan supir**, hal ini dapat memberikan insight lebih dalam kenapa customer memberikan tip
- **meningkatkan kapasitas penumpang**, hal ini dapat memberikan kenyamanan bersama teman-teman dalam satu taksi, dan juga dapat meningkatkan tip yang diberikan.

Section 5. Conclusion and Recommendation

5.1 Conclusion

- 1. Demand taksi pada bulan januari:
- Secara umum, permintaan taksi menunjukkan pola yang konsisten sepanjang bulan Januari, dengan permintaan yang lebih tinggi selama hari kerja (weekdays), dan penurunan permintaan yang terlihat pada akhir pekan.
- Puncak permintaan terjadi pada sore hari, sedangkan permintaan paling rendah tercatat pada tengah malam hingga pagi hari. Manhattan mencatatkan permintaan tertinggi, sementara Staten Island menunjukkan permintaan paling rendah di antara wilayah lainnya.
- Pelanggan lebih sering menggunakan taksi dengan tarif dalam kota melalui street-hail (menunggu taksi di pinggir jalan) dan lebih banyak membayar menggunakan kartu kredit atau uang tunai.

- harga lebih rendah cenderung untuk orang ingin menggunakan layanan taksi, tetapi tidak menutup kemungkinan bahwa harga yang lebih tinggi tetap tidak mengurangi permintaan.
- 2. tip dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti lokasi,jarak, waktu, jumlah penumpang, dan total pembayaran.
- lokasi ke bandara dapat tip lebih tinggi karena jarak yang lebih jauh dan waktu yang lebih lama
- semakin jauh jarak tempuh, semakin tinggi tip yang diberikan.
- semakin lama waktu tempuh, semakin tinggi tip yang diberikan.
- weekend dan hari libur dapat memiliki tip yang lebih tinggi.
- semakin banyak penumpang, semakin tinggi tip yang diberikan.
- semakin tinggi total pembayaran, semakin tinggi tip yang diberikan.

5.2 Recommendation

Rekomendasi:

startegi berdasarkan wilayah:

• Tingkatkan jumlah taksi di wilayah yang rame yaitu pada wilayah Manhattan, agar kebutuhan customer terpenuhi dengan baik.

Strategi Berdasarkan Harga:

- Pertimbangkan untuk penyesuaian tarif berdasarkan permintaan. jika permintaan banyak maka bisa dinaikan tarifnya karena memiliki korelasi yang positif, tetapi masih dalam batas wajar agar tidak menurunkan peminat untuk menggunakan jasa taksi.
- Tawarkan promo atau diskon pada saat-saat permintaan rendah, misalnya pada tengah malam atau awal pagi, untuk menarik lebih banyak pelanggan.
- berikan juga penawaran khusus kepada pelanggan setia dengan memberikan diskon atau hadiah untuk setiap kali mereka menggunakan jasa. karena untuk mempertahankan orang yang naik taksi pada sore atau malam hari dan akan menggunakan jasa taksi untuk berangkat.

startegi untuk meningkatkan kualitas Pelayanan:

• melatih para driver untuk lebih ramah dan profesional dalam melayani pelanggan. karena hal ini akan meningkatkan tip dan juga kepuasan pelanggan. semakin pelanggan puas maka akan meningkatkan kepercayaan mereka untuk menggunakan jasa taksi.

startegi pemasaran:

• Luncurkan promosi khusus untuk rute dengan fare amount tertinggi untuk menarik lebih banyak pelanggan.

- Pertimbangkan untuk memberikan diskon atau penawaran khusus di waktu atau wilayah dengan fare amount rata-rata yang lebih rendah untuk menarik lebih banyak pelanggan.
- Tawarkan paket atau promosi untuk perjalanan dengan jarak dan durasi yang lebih lama, mengingat dua faktor ini juga memiliki korelasi positif dengan tip.