

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd
from numpy import linalg as lg
from numpy import cov
```

## 5 Data Sets

```
In [2]: a=pd.read_csv("Ren.csv")
a
```

Out[2]:

	ID	model	engine_power	age_in_days	km	previous_owners	lat	lon
0	1.0	lounge	51.0	882.0	25000.0	1.0	44.907242	8.611559868
1	2.0	pop	51.0	1186.0	32500.0	1.0	45.666359	12.24188995
2	3.0	sport	74.0	4658.0	142228.0	1.0	45.503300	11.41784
3	4.0	lounge	51.0	2739.0	160000.0	1.0	40.633171	17.63460922
4	5.0	pop	73.0	3074.0	106880.0	1.0	41.903221	12.49565029
...	...	...	...	...	...	...	...	...
1544	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	length
1545	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	concat
1546	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	Null values
1547	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	find
1548	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	search

1549 rows × 11 columns

### a) Find mean, median, mode and describe

```
In [3]: print(a.mean)
print("Median:")
print(a.median)
print("Mode:")
print(a.mode)
print("Describe")
print(a.describe())
```

<bound method NDFrame._add_numeric_operations.<locals>.mean of						ID	model	en
gine_power age_in_days km previous_owners \								
0	1.0	lounge	51.0	882.0	25000.0	1.0		
1	2.0	pop	51.0	1186.0	32500.0	1.0		
2	3.0	sport	74.0	4658.0	142228.0	1.0		
3	4.0	lounge	51.0	2739.0	160000.0	1.0		
4	5.0	pop	73.0	3074.0	106880.0	1.0		
...	...	...	...	...	...	...		
1544	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN		
1545	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN		
1546	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN		

```

1547 NaN NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1548 NaN NaN NaN NaN NaN NaN NaN

lat lon price Unnamed: 9 Unnamed: 10
0 44.907242 8.611559868 8900 NaN NaN
1 45.666359 12.24188995 8800 NaN NaN
2 45.503300 11.41784 4200 NaN NaN
3 40.633171 17.63460922 6000 NaN NaN
4 41.903221 12.49565029 5700 NaN NaN
... ... ... ... ...
1544 NaN length 5 NaN NaN
1545 NaN concat lonprice NaN NaN
1546 NaN Null values NO NaN NaN
1547 NaN find 1 NaN NaN
1548 NaN search 1 NaN NaN

```

[1549 rows x 11 columns]>

Median:

```

<bound method NDFrame._add_numeric_operations.<locals>.median of
engine_power age_in_days km previous_owners \ ID model
0 1.0 lounge 51.0 882.0 25000.0 1.0
1 2.0 pop 51.0 1186.0 32500.0 1.0
2 3.0 sport 74.0 4658.0 142228.0 1.0
3 4.0 lounge 51.0 2739.0 160000.0 1.0
4 5.0 pop 73.0 3074.0 106880.0 1.0
... ... ... ... ...
1544 NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1545 NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1546 NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1547 NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1548 NaN NaN NaN NaN NaN NaN

```

```

lat lon price Unnamed: 9 Unnamed: 10
0 44.907242 8.611559868 8900 NaN NaN
1 45.666359 12.24188995 8800 NaN NaN
2 45.503300 11.41784 4200 NaN NaN
3 40.633171 17.63460922 6000 NaN NaN
4 41.903221 12.49565029 5700 NaN NaN
... ... ... ... ...
1544 NaN length 5 NaN NaN
1545 NaN concat lonprice NaN NaN
1546 NaN Null values NO NaN NaN
1547 NaN find 1 NaN NaN
1548 NaN search 1 NaN NaN

```

[1549 rows x 11 columns]>

Mode:

```

<bound method DataFrame.mode of
km previous_owners \ ID model engine_power age_in_days
0 1.0 lounge 51.0 882.0 25000.0 1.0
1 2.0 pop 51.0 1186.0 32500.0 1.0
2 3.0 sport 74.0 4658.0 142228.0 1.0
3 4.0 lounge 51.0 2739.0 160000.0 1.0
4 5.0 pop 73.0 3074.0 106880.0 1.0
... ... ... ... ...
1544 NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1545 NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1546 NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1547 NaN NaN NaN NaN NaN NaN
1548 NaN NaN NaN NaN NaN NaN

```

```

lat lon price Unnamed: 9 Unnamed: 10
0 44.907242 8.611559868 8900 NaN NaN
1 45.666359 12.24188995 8800 NaN NaN
2 45.503300 11.41784 4200 NaN NaN
3 40.633171 17.63460922 6000 NaN NaN
4 41.903221 12.49565029 5700 NaN NaN
... ... ... ... ...
1544 NaN length 5 NaN NaN

```

1545	NaN	concat	lonprice	NaN	NaN
1546	NaN	Null values	NO	NaN	NaN
1547	NaN	find	1	NaN	NaN
1548	NaN	search	1	NaN	NaN

[1549 rows x 11 columns]>  
Describe

	ID	engine_power	age_in_days	km	previous_owners \
count	1538.000000	1538.000000	1538.000000	1538.000000	1538.000000
mean	769.500000	51.904421	1650.980494	53396.011704	1.123537
std	444.126671	3.988023	1289.522278	40046.830723	0.416423
min	1.000000	51.000000	366.000000	1232.000000	1.000000
25%	385.250000	51.000000	670.000000	20006.250000	1.000000
50%	769.500000	51.000000	1035.000000	39031.000000	1.000000
75%	1153.750000	51.000000	2616.000000	79667.750000	1.000000
max	1538.000000	77.000000	4658.000000	235000.000000	4.000000

  

	lat	Unnamed: 9
count	1538.000000	0.0
mean	43.541361	NaN
std	2.133518	NaN
min	36.855839	NaN
25%	41.802990	NaN
50%	44.394096	NaN
75%	45.467960	NaN
max	46.795612	NaN

In [4]:

```
b=a.head(15)
```

## b) Find sum(), cumsum(), count, min and max values

In [5]:

```
print(a.sum())
```

```
ID                                1183491.0
engine_power                      79829.0
age_in_days                       2539208.0
km                                82123066.0
previous_owners                   1728.0
lat                               66966.61372
lon              8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...
price              8900880042006000570079001075091905600600089501...
Unnamed: 9                                0.0
dtype: object
```

In [6]:

```
print(b.cumsum())
```

	ID	model	engine_power \
0	1.0	lounge	51.0
1	3.0	loungepop	102.0
2	6.0	loungepopsport	176.0
3	10.0	loungepopsportlounge	227.0
4	15.0	loungepopsportloungepop	300.0
5	21.0	loungepopsportloungepoppop	374.0
6	28.0	loungepopsportloungepoppoplounge	425.0
7	36.0	loungepopsportloungepoppoplounge	476.0
8	45.0	loungepopsportloungepoppoplounge	549.0
9	55.0	loungepopsportloungepoppoplounge	600.0
10	66.0	loungepopsportloungepoppoplounge	651.0
11	78.0	loungepopsportloungepoppoplounge	702.0
12	91.0	loungepopsportloungepoppoplounge	753.0
13	105.0	loungepopsportloungepoppoplounge	804.0
14	120.0	loungepopsportloungepoppoplounge	855.0

	age_in_days	km	previous_owners	lat	\
0	882.0	25000.0	1.0	44.907242	
1	2068.0	57500.0	2.0	90.573601	
2	6726.0	199728.0	3.0	136.076900	
3	9465.0	359728.0	4.0	176.710072	
4	12539.0	466608.0	5.0	218.613293	
5	16162.0	536833.0	6.0	263.613995	
6	16893.0	548433.0	7.0	308.521236	
7	18414.0	597509.0	8.0	350.424458	
8	22463.0	673509.0	9.0	395.972458	
9	26116.0	762509.0	10.0	441.410759	
10	26906.0	805795.0	11.0	482.282188	
11	27272.0	823295.0	12.0	527.351868	
12	27728.0	841745.0	13.0	572.778439	
13	31563.0	961745.0	14.0	613.310028	
14	32598.0	1002245.0	15.0	654.221390	

	lon	\
0	8.611559868	
1	8.61155986812.24188995	
2	8.61155986812.2418899511.41784	
3	8.61155986812.2418899511.4178417.63460922	
4	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
5	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
6	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
7	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
8	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
9	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
10	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
11	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
12	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
13	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	
14	8.61155986812.2418899511.4178417.6346092212.49...	

	price	Unnamed: 9	Unnamed: 10
0	8900	NaN	NaN
1	89008800	NaN	NaN
2	890088004200	NaN	NaN
3	8900880042006000	NaN	NaN
4	89008800420060005700	NaN	NaN
5	890088004200600057007900	NaN	NaN
6	89008800420060005700790010750	NaN	NaN
7	890088004200600057007900107509190	NaN	NaN
8	8900880042006000570079001075091905600	NaN	NaN
9	89008800420060005700790010750919056006000	NaN	NaN
10	890088004200600057007900107509190560060008950	NaN	NaN
11	8900880042006000570079001075091905600600089501...	NaN	NaN
12	8900880042006000570079001075091905600600089501...	NaN	NaN
13	8900880042006000570079001075091905600600089501...	NaN	NaN
14	8900880042006000570079001075091905600600089501...	NaN	NaN

In [7]:

```
print(a.count())
print(a.min())
print(a.max())
```

```
ID          1538
model        1538
engine_power 1538
age_in_days  1538
km           1538
previous_owners 1538
lat          1538
lon          1549
price        1549
Unnamed: 9    0
Unnamed: 10    1
dtype: int64
```

```

ID          1.0
engine_power 51.0
age_in_days 366.0
km          1232.0
previous_owners 1.0
lat        36.855839
lon        10.00240993
price       1
Unnamed: 9   NaN
dtype: object
ID          1538.0
engine_power 77.0
age_in_days 4658.0
km          235000.0
previous_owners 4.0
lat        46.795612
lon        sumif
price       lonprice
Unnamed: 9   NaN
dtype: object

```

## c) Find covariance and correlation (spearman and pearsons)

In [8]:

```
print(a.cov())
```

```

ID          197248.500000  ID          engine_power  age_in_days  km  \
ID          197248.500000  -60.325634  -3.479372e+04  -1.162613e+05
engine_power  -60.325634  15.904327  1.641481e+03  4.559580e+04
age_in_days  -34793.715680  1641.480893  1.662868e+06  4.306313e+07
km          -116261.337671  45595.798126  4.306313e+07  1.603749e+09
previous_owners  1.443071  -0.008354  4.069011e+01  1.626594e+03
lat          -55.153825  0.048676  1.732781e+02  3.034803e+03
Unnamed: 9      NaN      NaN      NaN      NaN

ID          previous_owners  lat  Unnamed: 9
ID          1.443071  -55.153825  NaN
engine_power  -0.008354  0.048676  NaN
age_in_days  40.690115  173.278051  NaN
km          1626.593869  3034.802999  NaN
previous_owners  0.173408  0.001508  NaN
lat          0.001508  4.551898  NaN
Unnamed: 9      NaN      NaN      NaN

```

In [10]:

```
from scipy.stats import pearsonr
print(pearsonr(b['ID'],b['km']))
```

```
(-0.21623819380231818, 0.4388964547789025)
```

In [12]:

```
from scipy.stats import spearmanr
print(spearmanr(b['ID'],b['km']))
```

```
SpearmanrResult(correlation=-0.16785714285714282, pvalue=0.5498555542278019)
```

In [ ]: