# LAPORAN TUGAS BESAR PEMBELAJARAN MESIN



Disusun oleh:

Rakhmat Rifaldy (1301180407) IF-42-04

Jurusan S1 Informatika Fakultas Informatika Telkom University

#### A. Formulasi Masalah

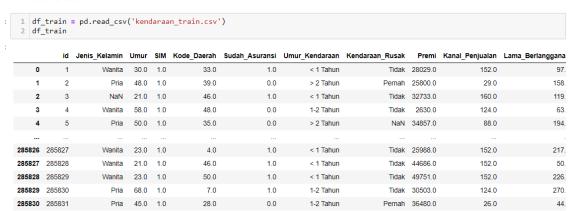
Dari dataset yang diberikan akan dicoba mencari analisisnya untuk menentukan apakah pelanggan tertarik untuk membeli kendaraan baru atau tidak berdasarkan data pelanggan di dealer.

# B. Eksplorasi dan Persiapan Data

### **Import Library**

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import random as rd
import copy
import math
```

#### **Read Data**



## Penjelasan Kolom Fitur:

- SIM --> 0 : Tidak punya SIM 1 : Punya SIM
- Kode\_Daerah --> Kode area tempat tinggal pelanggan
- Sudah\_Asuransi --> 1 : Pelanggan sudah memiliki asuransi kendaraan, 0
   : Pelanggan belum memiliki asuransi kendaraan
- Umur\_Kendaraan --> Umur kendaraan
- Kendaraan\_Rusak --> 1 : Kendaraan pernah rusak sebelumnya. 0 : Kendaraan belum pernah rusak.
- Premi --> Jumlah premi yang harus dibayarkan per tahun.
- Kanal\_Penjualan --> Kode kanal untuk menghubungi pelanggan (email, telpon, dll)
- Lama\_Berlangganan --> Sudah berapa lama pelanggan menjadi klien perusahaan
- Tertarik --> 1 : Pelanggan tertarik, 0 : Pelanggan tidak tertarik

#### **Describe Data**

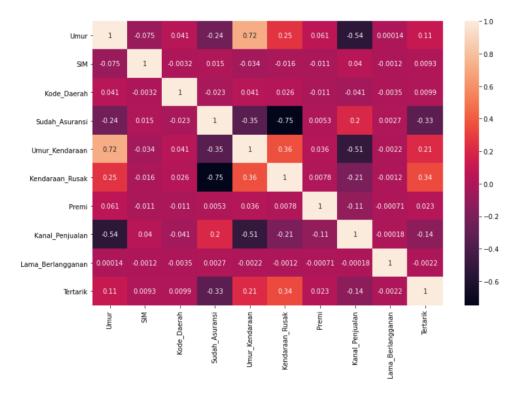
	id	Umur	SII	M Kode_Daerah	Sudah_Asuransi	Premi	Kanal_Penjualan	Lama_Berlangganan	Tertaril
count	285831.000000	271617.000000	271427.00000	271525.000000	271602.000000	271262.000000	271532.000000	271839.000000	285831.000000
mean	142916.000000	38.844336	0.99784	3 26.405410	0.458778	30536.683472	112.021567	154.286302	0.122471
std	82512.446734	15.522487	0.04633	5 13.252714	0.498299	17155.000770	54.202457	83.694910	0.327830
min	1.000000	20.000000	0.00000	0.000000	0.000000	2630.000000	1.000000	10.000000	0.000000
25%	71458.500000	25.000000	1.00000	15.000000	0.000000	24398.000000	29.000000	82.000000	0.000000
50%	142916.000000	36.000000	1.00000	28.000000	0.000000	31646.000000	132.000000	154.000000	0.000000
75%	214373.500000	49.000000	1.00000	35.000000	1.000000	39377.750000	152.000000	227.000000	0.000000
max	285831.000000	85.000000	1.00000	52.000000	1.000000	540165.000000	163.000000	299.000000	1.000000
class angeI	f_train.info()  5 'pandas.core Index: 285831 o	.frame.DataF entries, 0 t	o 285830						
class angeI ata c	'pandas.core	.frame.DataF entries, 0 t 12 columns)	:o 285830	type					
class angeI ata c	pandas.core index: 285831 columns (total	frame.DataF. entries, 0 t 12 columns) Non-Nul	:0 285830 :: :1 Count D						
class angeI ata c # C	pandas.core index: 285831 columns (total column	frame.DataFentries, 0 t 12 columns) Non-Nul  285831	:0 285830 :: .1 Count D 	nt64					
class angeI ata c # C  0 i	s 'pandas.core Index: 285831 ( columns (total Column Index: 285831 ( column Idd	.frame.DataF entries, 0 t 12 columns) Non-Nul  285831 271391	co 285830 l: ll Count D non-null i	nt64 bject					
class angeI ata c # C  0 i 1 J	s 'pandas.core Endex: 285831 ( columns (total column  id Jenis_Kelamin Jmur	.frame.DataF entries, 0 t 12 columns) Non-Nul  285831 271391 271617	co 285830  i: il Count D  non-null i non-null f	nt64 bject loat64					
class angeI ata c # C  0 i 1 J 2 U 3 S	s 'pandas.come index: 285831 (columns (total column (total column (total denis_Kelamin Junur	.frame.DataF entries, 0 t 12 columns) Non-Nul  285831 271391 271617 271427	co 285830 : : : : : : : : : : : : : : : : : : :	nt64 bject loat64 loat64					
class angeI ata c # C  0 i 1 J 2 U 3 S 4 K	s 'pandas.core index: 285831 o columns (total column dd lenis_Kelamin lmur IIM code_Daerah	.frame.DataF entries, 0 t 12 columns) Non-Nul  285831 271391 271617 271427 271525	co 285830 : : : : : : : : : : : : : : : : : : :	nt64 bject loat64 loat64 loat64					
class angeI ata c # C  0 i 1 J 2 U 3 S 4 K	s 'pandas.core index: 285831 o columns (total column id denis_Kelamin mur iou	.frame.Datafentries, 0 t 12 columns) Non-Nul 285831 271391 271617 271427 271525 271602	co 285830 c: cl Count Co	nt64 bject loat64 loat64 loat64 loat64					
class angeI ata c # C  0 i 1 J 2 U 3 S 4 K 5 S	s 'pandas.core index: 285831 o columns (total column dd lenis_Kelamin lmur IIM code_Daerah	.frame.Datafentries, 0 t 12 columns) Non-Nul 	co 285830	nt64 bject loat64 loat64 loat64 loat64					
class angeI ata c # C  0 i 1 J 2 U 3 S 4 K 5 S 6 U	s 'pandas.core index: 285831 o columns (total column id lenis_Kelamin mur SIM code_Daerah budah_Asuransi mur_Kendaraan	.frame.DataFentries, 0 to 12 columns)     Non-Nul	non-null fron-null fron-nu	nt64 bject loat64 loat64 loat64 loat64 bject bject					
class angeI ata c # C  0 i 1 J 2 U 3 S 4 K 5 S 6 U 7 K	s 'pandas.core Index: 285831 o	.frame.DataFentries, 0 t 12 columns) Non-Nul285831 271391 271617 271427 271525 271602 271556 k 271643 271262	non-null inon-null inon-nu	nt64 bject loat64 loat64 loat64 loat64 bject bject loat64					
class angeI ata c # C  0 i 1 J 2 U 3 S 4 K 5 S 6 U 7 K 8 P	s 'pandas.core index: 285831 o columns (total column id lenis_Kelamin Jmur Kode_Daerah sudah_Asuransi Mur_Kendaraan Kendaraan_Rusal	.frame.Datafentries, 0 t 12 columns) Non-Nul 285831 271391 271617 271427 271525 271602 271556 k 271643 271262 n 271532	co 285830 : .1 Count C	nt64 bject loat64 loat64 loat64 loat64 bject bject loat64 loat64					

Dilihat dari info() data-data tersebut mempunyai data yang null atau tidak ada dan masih ada yang typenya object

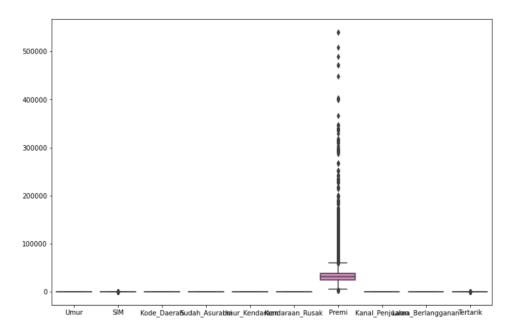
Dari data column yang null tersebut akan diisikan dengan data modus atau mean tergantung dari tipe setiap column tersebut.

```
df_train['Kendaraan_Rusak'] = df_train['Kendaraan_Rusak'].replace(['Pernah','Tidak'],[1,0])
df_train['Umur_Kendaraan'] = df_train['Umur_Kendaraan'].replace(['< 1 Tahun','1-2 Tahun','> 2 Tahun'],[0,0.5,1])
```

Lalu dilihat dari column Kendaraan\_Rusak dan Umur\_Kendaraan, data tersebut bisa diubah menjadi numeric yang diganti seperti diatas



Dari dataframe yang ada, dibuat matriks corelasinya untuk melihat korelasi antar column



Lalu di cek menggunakan boxplot untuk melihat data outlier. Ternyata ada data outlier/pencilan dari column 'Premi'. Oleh karena itu kita atasi data pencilan tersebut.

```
###Mengatasi Outlier

def handling_outlier(df):
    q1 = df.quantile(0.25)
    q3 = df.quantile(0.75)

IQR = q3-q1
    LB=q1 - (IQR * 1.5)

UB=q3 + (IQR *1.5)

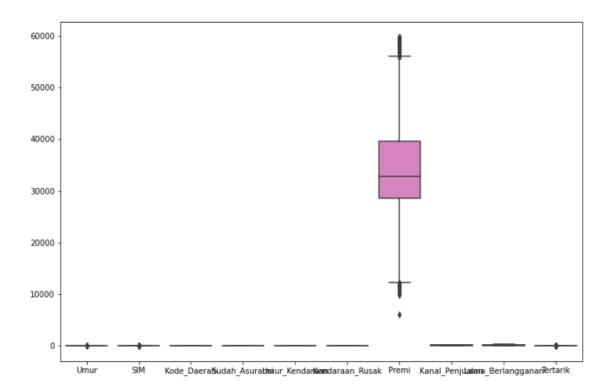
dff = df[((df>LB) & (df<UB))]

return dff</pre>
```

Menggunakan Lower Bound dan Upper Bound, dicari data apa saja yang berada diantara batas atas(Upper Bound) dan batas bawah(Lower Bound)

```
df_train['Premi'] = handling_outlier(df_train[['Premi']])
df_train.dropna(axis=0,inplace=True)
```

Lalu function tersebut diimplementasikan ke main program. Setelah data-data yang mempunyai pencilan dijadikan data NaN atau kosong, data tersebut di drop.



Berikut tampilan data setelah data pencilannya didrop.

```
df_train = df_train.sample(1000)
scaler = StandardScaler()
df_scaler = scaler.fit_transform(df_train[['Premi','Lama_Berlangganan']])
df_scaler
```

Karena dataset yang dipunya terlalu banyak, dibuatlah sample data yang berisikan 1000 baris data. Setelah itu data di scalling menggunakan library StandarScaler dari scikitlearn.

## C. Pemodelan

```
def __init__(self,X,K):
           ##menginilisialisasikan variabel untuk class
            self.X=X
           self.Output={}
            self.Centroids=np.array([]).reshape(self.X.shape[1],0)
            self.m=self.X.shape[0]
10
       def kmeansss(self,X,K):
11
           ##proses kmeans
12
            #menentukan posisi awal centroid
13
            i=rd.randint(0,X.shape[0])
14
15
            Centroid_temp=np.array([X[i]])
16
            #mencari jarak setiap data dengan centroid
            for k in range(1,K):
19
                D=np.array([])
20
                \quad \text{for } x \text{ in } X \text{:}
                   D=np.append(D,np.min(np.sum((x-Centroid_temp)**2)))
21
22
                #menghitung probabilitas dari setiap centroid...
23
                #...agar tidak berdekatan dengan centroid lain
24
                prob=D/np.sum(D)
25
                cummulative_prob=np.cumsum(prob)
                r=rd.random()
27
                i=0
28
                for j,p in enumerate(cummulative_prob):
29
                    if r<p:</pre>
30
                        i=j
31
                         break
                {\tt Centroid\_temp=np.append(Centroid\_temp,[X[i]],axis=0)}
33
            return Centroid_temp.T
```

```
35
     def fit(self,n_iter):
      #inisialisasi centroid secara acak
36
          self.Centroids=self.kmeansss(self.X,self.K)
           #menghitung jarak dengan eculidian distances dan memasukan n cluster
39
          for n in range(n_iter):
           EuclidianDistance=np.array([]).reshape(self.m,0)
40
             for k in range(self.K):
41
                  tempDist=np.sum((self.X-self.Centroids[:,k])**2,axis=1)
43
                 EuclidianDistance=np.c_[EuclidianDistance,tempDist]
            C=np.argmin(EuclidianDistance,axis=1)+1
44
              #update posisi centroid
             47
48
                  Y[C[i]]=np.c_[Y[C[i]],self.X[i]]
52
            for k in range(self.K):
54
55
                  Y[k+1]=Y[k+1].T
              for k in range(self.K):
                  self.Centroids[:,k]=np.mean(Y[k+1],axis=0)
58
              self.Output=Y
59
60
      def predict(self):
61
          return self.Output,self.Centroids.T
```

Dari codingan merupakan class dari kmeans yang berisi def kmeansss untuk menentukan centroid yang dimana centroid dibuat supaya tidak berdekatan dengan centroid lainnya. Memisahkan centroidnya dengan cara mencari probabilitas yang cocok untuk proses ini.

Setelah itu ada def fit yang berfungsi untuk pengulangan cluster sehingga mendapatkan cluster dengan posisi centroid terbaik.

## D. Evaluasi

```
##Menghitung best cluster menggunakan elbow method dengan WCSS
WCSS_array=np.array([])
n_iter=100
for K in range(1,11):
kmeans=Kmeans(df_scaler,K)
kmeans.fit(n_iter)
Output,Centroids=kmeans.predict()
wcss=0
for k in range(K):
    wcss+=np.sum((Output[k+1]-Centroids[k,:])**2)
WCSS_array=np.append(WCSS_array,wcss)
```

Menggunakan metode elbow dengan WCSS untuk mencari the K terbaik untuk clustering. K diulang sampai 10 kali lalu didapatkan hasil WCSS nya. WCSS adalah Within-Cluster Sum of Squares yang menghitung jarak centroid dengan data-data clusternya.

```
#within-cluster sums of squares (WCSS)

K_array=np.arange(1,11,1)

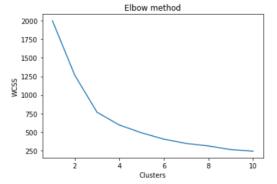
plt.plot(K_array,WCSS_array)

plt.xlabel('Clusters')

plt.ylabel('WCSS')

plt.title('Elbow method')

plt.show()
```

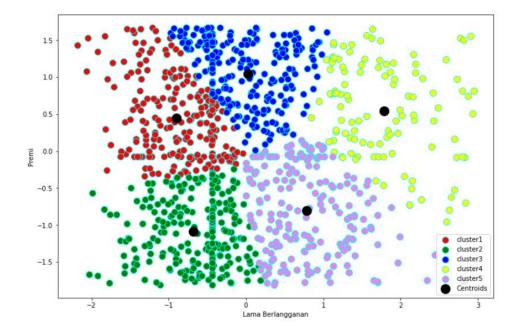


Dari table diatas diambil K = 5 karena di K = 5, grafik data sudah mulai landai yang mendandakan clustering tersebut mempunyai centroid yang stabil posisinya

# E. Eksperimen

```
1 K = 5
2 kmeans=Kmeans(df_scaler,K)
3 kmeans.fit(n_iter)
4 Output,Centroids=kmeans.predict()
```

Dengan menggunakan K = 5 dan pengolahan kmeans menggunakan class yang sudah dibuat sebelumnya maka akan menghasilkan plot data clustering seperti berikut.



# F. Kesimpulan

Kesimpulan dari eksperimen yang dilakukan adalah dengan menggunakan metode elbow WCSS bisa didapatkan clustering terbaik yaitu K=5. Lalu dapat disimpulkan juga dengan menggunakan data 'Lama\_Berlangganan' dan data 'Premi' dikombinasikan dengan K=5 dapat dihasilkan clustering yang baik dan jelas. Hal ini terbukti bahwa model yang dibuat dapat bekerja secara optimal