LAPORAN

TUGAS TAHAP PERTAMA (CLUSTERING)

PEMBELAJARAN MESIN



Disusun oleh:

Nama : Egi Shidqi Rabbani

NIM : 1301190443

Kelas : IF-43-10

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS INFORMATIKA

TELKOM UNIVERSITY

2021/2022

A. Formulasi Masalah

Terdapat dataset yang berisi data pelanggan pada suatu *dealer*, dataset tersebut digunakan untuk memprediksi apakah pelanggan tersebut tertarik atau tidak untuk membeli kendaraan baru. Pada dataset tersebut terdapat 12 atribut, yaitu:

- id
- Jenis_Kelamin
- Umur
- SIM
- Kode Daerah
- Sudah_Asuransi
- Umur_Kendaraan
- Kendaraan Rusak
- Premi
- Kanal_Penjualan
- Lama_Berlangganan
- Tertarik

Pada tugas tahap 1 ini akan dilakukan *clustering*, yaitu mengelompokkan data menjadi beberapa *cluster* dengan metode *unsupervised learning*.

B. Ekplorasi dan Persiapan Data

1. Import library & mount google drive

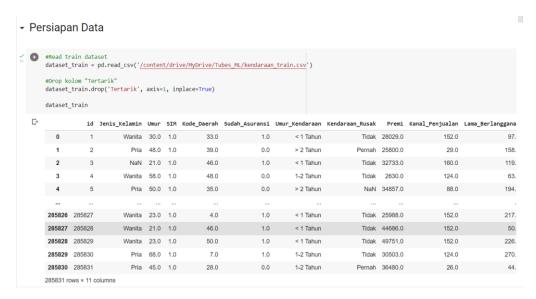
```
[1] import pandas as pd
    import matplotlib.pyplot as plt
    import numpy as py
    import seaborn as sb

[2] from google.colab import drive
    drive.mount("/content/drive")

Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/drive", force_remount=True).
```

2. Persiapan data

Pada tahap persiapan data, dilakukan pembacaan dataset terlebih dahulu kemudian melakukan *drop* atribut "Tertarik", karena pada tugas ini tidak diperlukan label.



3. Eksplorasi data

• Melihat ukuran dari dataset. Hal ini dilakukan untuk mengetahui ukuran dari dataset yang dimiliki.

```
► Eksplorasi Data

✓ [4] #Ukuran dataset
dataset_train.shape

□ (285831, 11)
```

 Memeriksa apakah terdapat data duplikat. Hal ini dilakukan karena data duplikat dapat memperlambat proses *clustering*

```
[5] #Cek data duplikat
dataset_train.duplicated().sum()
0
```

 Melihat tipe data dataset. Hal ini dilakukan untuk mengetahui tipe data dataset.

 Memeriksa apakah terdapat data yang missing value. Hali ini dilakukan untuk mengetahui seberapa banyak data yang missing value.

 Mengatasi missing value. Dataset yang missing value diatasi dengan mengisinya. Data numerik diisi dengan mean dari datanya sedangkan data kategorik diisi dengan mode dari datanya.

```
#Mengatasi missing value
#Data numerik diisi dengan mean dari datanya
dataset_train['id'] = dataset_train['id'].fillna((dataset_train['id'].mean()))
dataset_train['mur'] = dataset_train['mur'].fillna((dataset_train['SIM'].mean()))
dataset_train['SIM'] = dataset_train['SIM'].fillna((dataset_train['SIM'].mean()))
dataset_train['Sude_Daerah'] = dataset_train['Sude_Daerah'].fillna((dataset_train['Sudah_Asuransi'].mean()))
dataset_train['Sudah_Asuransi'] = dataset_train['Sudah_Asuransi'].fillna((dataset_train['Premi'].mean()))
dataset_train['Ranal_Penjualan'] = dataset_train['Nanal_Penjualan'].fillna((dataset_train['Premi'].mean()))
dataset_train['Lama_Berlangganan'] = dataset_train['Lama_Berlangganan'].fillna((dataset_train['Lama_Berlangganan'].mean()))

#Data kategorikal diisi dengan mode dari datanya
fill_jenis_kelamin = dataset_train['Jenis_kelamin'].mode()
dataset_train['Jenis_kelamin'].fillna(fill_jenis_kelamin[0], inplace=True)

fill_muur_kendaraan = dataset_train['Umur_kendaraan'].mode()
dataset_train['Mur_kendaraan'].fillna(fill_umur_kendaraan[0], inplace=True)

fill_kendaraan_rusak = dataset_train['Kendaraan_rusak(0], inplace=True)
```

• Cek missing value. Memeriksa kembali missing value.

```
#Cek data null
dataset_train.isnull().sum()

id 0
Jenis_Kelamin 0
Umur 0
SIM 0
Kode_Daerah 0
Sudah_Asuransi 0
Umur_Kendaraan 0
Kendaraanan waak 0
Premi 0
Kanal_Penjualan 0
Lama_Berlangganan 0
dtype: int64
```

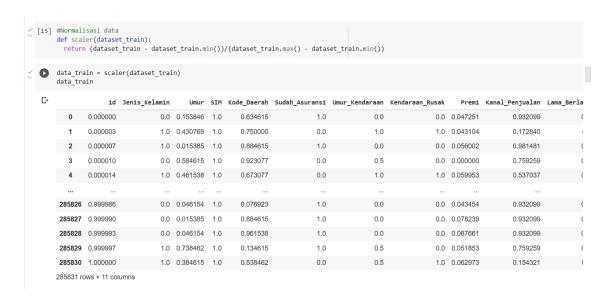
• Ubah data kategorik menjadi numerik. Pada K-Means Clustering, data kategorik harus dibuah menjadi numerik.

• Memeriksa dataset. Memeriksa kembali dataset.

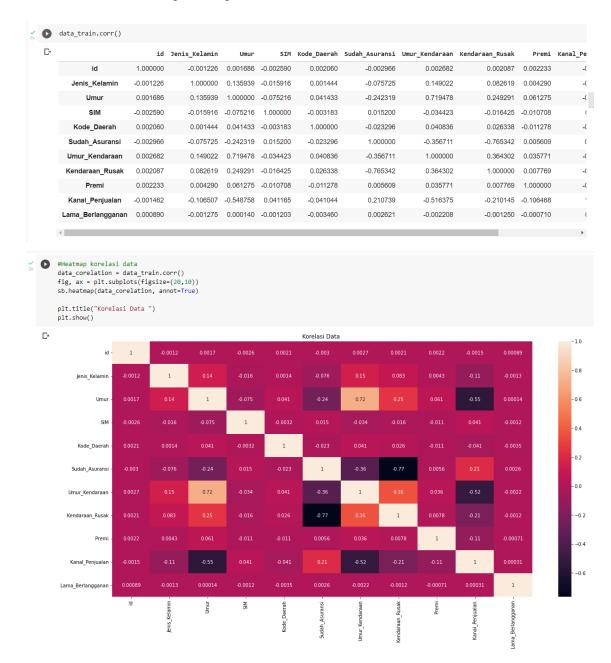
0	#Cek dat dataset_											
₽		id	Jenis_Kelamin	Umur	SIM	Kode_Daerah	Sudah_Asuransi	Umur_Kendaraan	Kendaraan_Rusak	Premi	Kanal_Penjualan	Lama_Berlanggar
	0	1	0	30.0	1.0	33.0	1.0	0	0	28029.0	152.0	9
	1	2	1	48.0	1.0	39.0	0.0	2	1	25800.0	29.0	15
	2	3	1	21.0	1.0	46.0	1.0	0	0	32733.0	160.0	11
	3	4	0	58.0	1.0	48.0	0.0	1	0	2630.0	124.0	6
	4	5	1	50.0	1.0	35.0	0.0	2	1	34857.0	88.0	19
	285826	285827	0	23.0	1.0	4.0	1.0	0	0	25988.0	152.0	21
	285827	285828	0	21.0	1.0	46.0	1.0	0	0	44686.0	152.0	5
	285828	285829	0	23.0	1.0	50.0	1.0	0	0	49751.0	152.0	22
	285829	285830	1	68.0	1.0	7.0	1.0	1	0	30503.0	124.0	27
	285830	285831	1	45.0	1.0	28.0	0.0	1	1	36480.0	26.0	4
	285831 rows × 11 columns											
	4											

• Cek tipe data dataset. Memeriksa kembali tipe data dataset.

Normaliasi data. Dilakukan normalisasi dengan Min-Max
 Normalization, hal ini dilakukan agar rentang nilai dari tiap fitur sama.

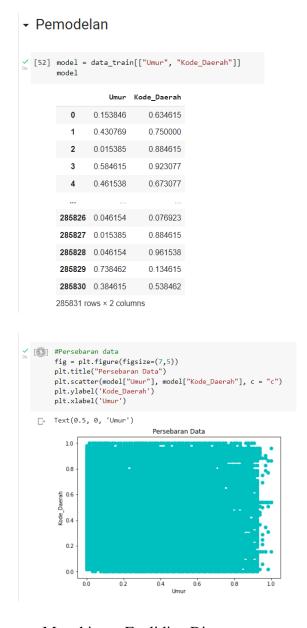


 Melihat korelasi data. Hal ini dilakukan untuk mengetahui nilai korelasi dari masing-masing fitur.



C. Pemodelan

 Melihat persebaran data. Hal ini dilakukan untuk melihat fitur dengan persebaran data yang bagus.



• Menghitung Euclidian Distance

• Clustering menggunakan KMeans

```
#KMeans
class KMeans:
    def __init__(self, K=5, max_iters=100, plot_steps=False):
         self.K = K
        self.max iters = max iters
         self.plot_steps = plot_steps
         # indeks sampel setiap klaster
        self.clusters = [[] for _ in range(self.K)]
# centroid setiap klaster
        self.centroids = []
    def predict(self, X):
         self.X = X
         self.n_samples, self.n_features = X.shape
         # inisialisasi centroids
        random_sample_idxs = py.random.choice(self.n_samples, self.K, replace=False)
         self.centroids = [self.X[idx] for idx in random_sample_idxs]
        # Optimasi klaster
         for _ in range(self.max_iters):
             # Assign sampel ke centroids terdekat (create clusters)
             self.clusters = self._create_clusters(self.centroids)
             if self.plot_steps:
                 self.plot()
```

```
# Optimasi klaster
0
            for _ in range(self.max_iters):
                # Assign sampel ke centroids terdekat (create clusters)
                self.clusters = self._create_clusters(self.centroids)
                if self.plot steps:
                    self.plot()
                # Menghitung centroid baru dari klaster
                centroids_old = self.centroids
                self.centroids = self._get_centroids(self.clusters)
                # Memeriksa apakah centroid sudah berubah
                if self._is_converged(centroids_old, self.centroids):
                    break
                if self.plot_steps:
                    self.plot()
            # Mengklasifikasikan sampel sebagai index klasternya masing-masing
            return self._get_cluster_labels(self.clusters)
        def _get_cluster_labels(self, clusters):
             # Label sampel berdasarkan assignment
            labels = py.empty(self.n_samples)
            for cluster idx, cluster in enumerate(clusters):
                for sample_index in cluster:
                    labels[sample_index] = cluster_idx
            return labels
```

```
0
        def _create_clusters(self, centroids):
             # Buat klaster baru dengan assign samples ke centroids terdekat
            clusters = [[] for _ in range(self.K)]
            for idx, sample in enumerate(self.X):
                centroid_idx = self._closest_centroid(sample, centroids)
                clusters[centroid_idx].append(idx)
            return clusters
        def _closest_centroid(self, sample, centroids):
             # jarak current sample ke setiap centroid
            distances = [euclidean_distance(sample, point) for point in centroids]
            closest_index = py.argmin(distances)
            return closest index
        def _get_centroids(self, clusters):
             # assign mean value dari klaster ke centroid
            centroids = py.zeros((self.K, self.n_features))
            for cluster_idx, cluster in enumerate(clusters):
                cluster_mean = py.mean(self.X[cluster], axis=0)
                centroids[cluster_idx] = cluster_mean
            return centroids
        def _is_converged(self, centroids_old, centroids):
             # Jarak antara centroid lama dan baru
            distances = [
                euclidean_distance(centroids_old[i], centroids[i]) for i in range(self.K)
            return sum(distances) == 0
```

```
def plot(self):
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 8))

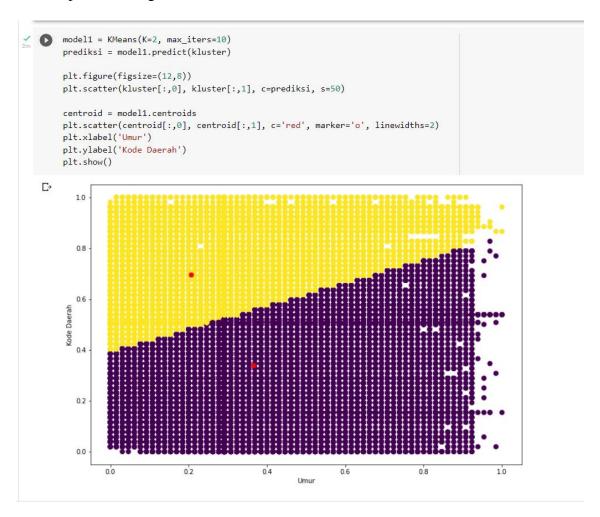
for i, index in enumerate(self.clusters):
    point = self.X[index].T
    ax.scatter(*point)

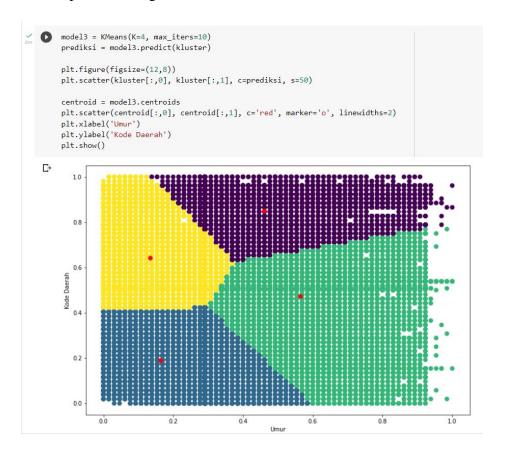
for point in self.centroids:
    ax.scatter(*point, marker="x", color="black", linewidth=2)

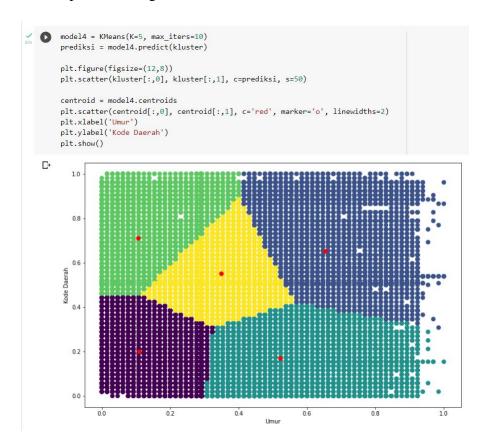
plt.show()
```

D. Eksperimen

Mengubah dataframe ke array numpy



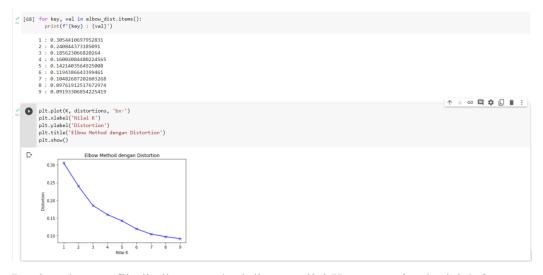




E. Evaluasi

Evaluasi menggunakan Elbow Method, untuk mengetahui nilai K yang baik sehingga *clustering* akan lebih optimal.

▼ Evaluasi



Berdasarkan grafik di elbow method di atas, nilai K yang optimal adalah 3.

F. Kesimpulan

Sebelum melakukan *clustering*, dilakukan pengisian nilai terhadap data yang *missing value* dengan menggunakan *mean* untuk data numerik dan *mode* untuk data kategorik. Data kategorik kemudian diubah menjadi data numerik, lalu setelahnya dilakukan normalisasi agar rentang nilai dataset sama, Kemudian dilakukan visualisai korelasi, untuk melihat nilai korelasi tiap fitur.

Selanjutnya adalah memilih fitur yang akan di-*clustering* dan melihat persebaran datanya. Setelah itu dilakukan pengelompokan data menjadi beberapa kelompok (*clustering*) menggunakan KMeans. Lalu dilakukan evaluasi menggunakan elbow method, untuk mengetahui nilai K yang baik.

Algoritma KMeans merupakan algoritma yang cukup sederhana untuk melakukan *clustering* namun memiliki waktu komputasi yang cukup lambat, serta memerlukan data numerik untuk mengolahnya.

LAMPIRAN

Link video presentasi: https://youtu.be/mnwsxtvNus4

Link google collab: Clustering ML 1301190443.jpynb - Colaboratory (google.com)