

# Predict Customer Personality to boost marketing campaign by using Machine Learning



A bachelor of economics from the Islamic University of Indonesia. I am an adaptive, life learner person and like to try new things. Familiar with processing and analysis of data using SQL, Python, google colabs and others.

Supported by: Rakamin Academy Career Acceleration School www.rakamin.com

## **Overview**



"Sebuah perusahaan dapat berkembang dengan pesat saat mengetahui perilaku customer personality nya, sehingga dapat memberikan layanan serta manfaat lebih baik kepada customers yang berpotensi menjadi loyal customers. Dengan mengolah data historical marketing campaign guna menaikkan performa dan menyasar customers yang tepat agar dapat bertransaksi di platform perusahaan, dari insight data tersebut fokus kita adalah membuat sebuah model prediksi kluster sehingga memudahkan perusahaan dalam membuat keputusan"

## Conversion Rate Analysis Based on Income, Spending and Age



 Lakukan Feature Engineering dengan menghitung conversion rate dengan definisi (#response / #visit). Tidak hanya conversion rate, namun juga cari feature lain yang representatif, contohnya seperti umur, jumlah anak, total pengeluaran, total transaksi, dll.

 Tulislah Exploration Data Analysis (EDA) yang sudah kamu lakukan, mulai dari plot yang kamu buat hingga analisis interpretasinya. Tuliskan pula insight yang dapat dijadikan rekomendasi (jika ada).

• **Source code** yang sudah kamu buat, dapat ditampilkan dan berikan link untuk mengakses file tersebut. Contohnya seperti di pojok kanan bawah.

#### Dataset



<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 2240 entries, 0 to 2239
Data columns (total 30 columns):

# Column Non-Null Count Dtype  0 Unnamed: 0 2240 non-null int64  1 ID 2240 non-null int64  2 Year_Birth 2240 non-null int64  3 Education 2240 non-null object
0 Unnamed: 0 2240 non-null int64 1 ID 2240 non-null int64 2 Year_Birth 2240 non-null int64 3 Education 2240 non-null object
1 ID 2240 non-null int64 2 Year_Birth 2240 non-null int64 3 Education 2240 non-null object
2 Year_Birth 2240 non-null int64 3 Education 2240 non-null object
3 Education 2240 non-null object
4 11-14-1 54-4 2010 11
4 Marital_Status 2240 non-null object
5 Income 2216 non-null float
6 Kidhome 2240 non-null int64
7 Teenhome 2240 non-null int64
8 Dt_Customer 2240 non-null object
9 Recency 2240 non-null int64
10 MntCoke 2240 non-null int64
11 MntFruits 2240 non-null int64
12 MntMeatProducts 2240 non-null int64
13 MntFishProducts 2240 non-null int64
14 MntSweetProducts 2240 non-null int64
15 MntGoldProds 2240 non-null int64
16 NumDealsPurchases 2240 non-null int64
17 NumWebPurchases 2240 non-null int64
18 NumCatalogPurchases 2240 non-null int64
19 NumStorePurchases 2240 non-null int64
20 NumWebVisitsMonth 2240 non-null int64
21 AcceptedCmp3 2240 non-null int64
22 AcceptedCmp4 2240 non-null int64
23 AcceptedCmp5 2240 non-null int64
24 AcceptedCmp1 2240 non-null int64
25 AcceptedCmp2 2240 non-null int64
26 Complain 2240 non-null int64
27 Z_CostContact 2240 non-null int64
28 Z_Revenue 2240 non-null int64
29 Response 2240 non-null int64
dtypes: float64(1), int64(26), object(3)
memory usage: 525.1+ KB

- Dataset merupakan data marketing campaign yang digunakan untuk melihat respon pelanggan terhadapt penawaran yang telah diberikan
- Dataset berisi data transasaksi pelanggan dan praduk apa saja yang di beli yang dibeli.
- Dataset terdiri dari 2240 baris dan 30 kolom dengan tipe daya int64,float dan object.

# Feature Engineering



- Total\_Acc\_Cmp adalah akumulasi terhdapt campaign
- Total\_Purchase adalah akumulasi dari bebrapa pembeliandari berbagai media
- Convernsion\_rate dalah repon dibagi kunjungan
- Total\_children adalah akumulasi dari total anak yang dimiliki
- Total\_sepend adalh total belanja terhdap beberapa produk

## **Feature Engineering**



```
1 # umur
2 time = datetime.now().year
3 df['age'] = time - df['Year_Birth']
4 # grup age
5 age_list=[]
6 for i in df['age']:
      if i >= 0 and i <= 1:
          group = 'Infant'
      elif i >= 2 and i <= 4:
          group = 'balita'
10
      elif i >= 5 and i <= 12:
11
          group = 'Anak-anak'
12
      elif i >= 13 and i <= 16:
13
          group = 'Remaja awal'
14
      elif i >= 17 and i <= 25:
15
16
          group = 'Remaja akhir'
      elif i >= 26 and i <= 35:
17
          group = 'Dewasa awal'
18
      elif i >= 36 and i <=45:
19
          group = 'Dewasa akhir'
20
      elif i >= 46 and i <= 55:
21
22
          group = "lansia awal"
23
      elif i >= 56 and i <=65 :
          group = "Lansia akhir"
24
25
      else:
          group = 'manula'
26
      age_list.append(group)
27
29 df['Age_Group'] = age_list
```

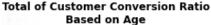
Variabel umur didapat dengan mengurangi tahun sekang denagn tahun lahir yang kemudian dikelompokan menjadi beberapa kelompk yaitu bayi, balita, remaja dewasa sampai lansia

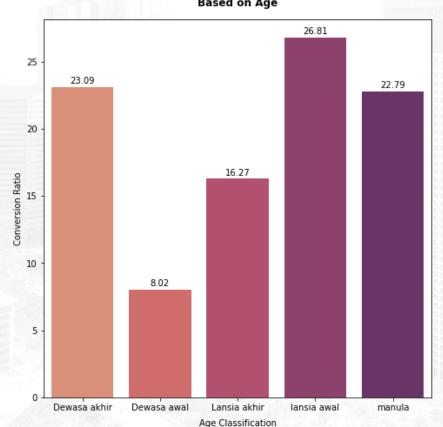
	index	Age_Group	conversion_rate
1	1	Dewasa awal	8.02
0	0	Dewasa akhir	23.09
3	3	lansia awal	26.81
2	2	Lansia akhir	16.27
4	4	manula	22.79

Kemudian menghitung covension rate bersdarkan kotegori umur pelanggan

## Insight







Berdarkan visualisasi disamping dapat kita lihat bahwa pelanggan ketegori lansia awal (46-55 tahun) adalah pelanggan dengan convension rate tertinggi yaitu 26,81% dan terendah adalah pelanggan ketegori dewasa awal (26-35 tahun) denagn convension rate 8,02%.

## EDA



## **Descriptive statistics**

1 df1.shape	
(2240, 12)	
1 # cek duplicated	
183	
1 #cek mising va 2 df1.isna().sum	
Education	0
Marital Status	0
Income	24
Recency	0
Complain	0
Total_Acc_Cmp	0
total_purchases	0
conversion_rate	11
age	0
Age_Group	0
total_children	0
Total_spend	0
dtype: int64	

	Income	Recency	Complain	Total_Acc_Cmp	total_purchases	conversion_rate	age	total_children	Total_spend
count	2.216000e+03	2240.000000	2240.000000	2240.000000	2240.000000	2229.000000	2240.000000	2240.000000	2.240000e+03
mean	5.224725e+07	49.109375	0.009375	0.297768	14.862054	0.043508	54.194196	0.950446	6.057982e+05
std	2.517308e+07	28.962453	0.096391	0.678381	7.677173	0.142827	11.984069	0.751803	6.022493e+05
min	1.730000e+06	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	27.000000	0.000000	5.000000e+03
25%	3.530300e+07	24.000000	0.000000	0.000000	8.000000	0.000000	46.000000	0.000000	6.875000e+04
50%	5.138150e+07	49.000000	0.000000	0.000000	15.000000	0.000000	53.000000	1.000000	3.960000e+05
75%	6.852200e+07	74.000000	0.000000	0.000000	21.000000	0.000000	64.000000	1.000000	1.045500e+06
max	6.666660e+08	99.000000	1.000000	4.000000	44.000000	1.000000	130.000000	3.000000	2.525000e+06

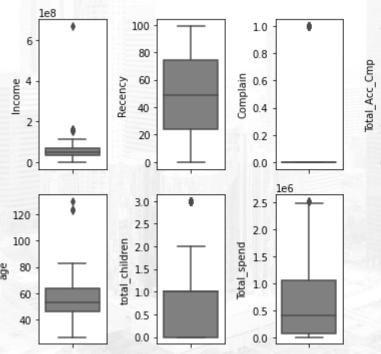
Setelah dilakukan pengecekan terhdap data terhadap duplikat sebanyak 183 dan missing value pada kolom Income(24) dan age (11) 1 #summary statistic
2 df[cat].describe()

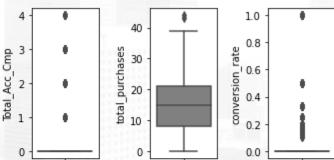
	Education	Marital_Status	Age_Group
count	2240	2240	2240
unique	5	6	5
top	S1	Menikah	lansia awal
freq	1127	864	732

## **EDA**



#### **Univariate Analysis**



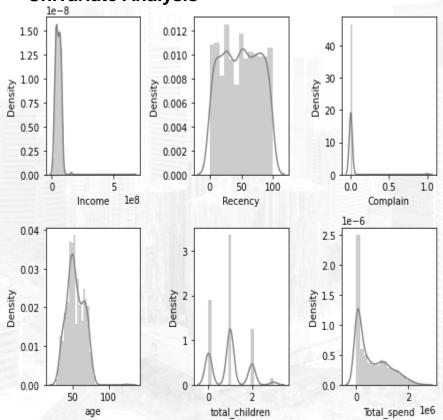


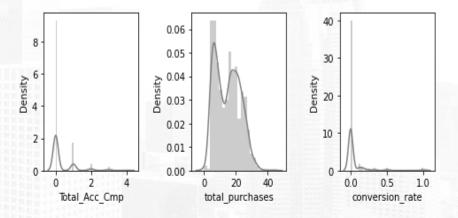
Setelah dilakukan pengecekan outlier dengan boxplot semuah variable mempunyai outlier kecuali variable recency

## **EDA**







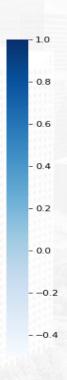


Semuah variable memmilki persebaran data right-skew kecuali variable recency



## **Multivariate Analysis**

Income -	1.00	-0.00	-0.03	0.31	0.57	0.24	0.16	-0.29	0.67
Recency -	-0.00	1.00	0.01	-0.01	0.01	-0.13	0.02	0.02	0.02
Complain -	-0.03	0.01	1.00	-0.02	-0.02	-0.02	0.03	0.03	-0.04
Total_Acc_Cmp -	0.31	-0.01	-0.02	1.00	0.26	0.41	0.00	-0.24	0.46
total_purchases -	0.57	0.01	-0.02		1.00	0.16	0.17	-0.25	0.75
conversion_rate -	0.24	-0.13	-0.02	0.41	0.16	1.00	-0.03	-0.26	0.35
age -	0.16	0.02	0.03	0.00	0.17	-0.03	1.00	0.09	0.11
total_children -	-0.29	0.02	0.03	-0.24	-0.25	-0.26	0.09	1.00	-0.50
Total_spend -	0.67	0.02	-0.04	0.46	0.75	0.35	0.11	-0.50	1.00
	Income -	Recency -	Complain -	lotal_Acc_Cmp -	otal_purchases -	onversion_rate -	age -	total_children -	Total_spend -



# **Data Cleaning & Preprocessing**



```
1 #hadle mising value
2 df1.dropna()
3 #handle duplicate
4 df1.drop_duplicates()
```

```
1 #hadnle outlier
 2 from scipy import stats
 3 print(f'Jumlah baris sebelum memfilter outlier: {len(df1)}')
 5 filtered entries = np.array([True] * len(df1))
 7 for col in ['Income', 'Recency', 'Complain', 'Total_Acc_Cmp', 'total_purch
         Q1 = df[col].quantile(0.25)
        Q3 = df[col].quantile(0.75)
        IOR = 03 - 01
11
        low limit = Q1 - (IQR * 1.5)
12
        high limit = Q3 + (IQR * 1.5)
13
14
15
         filtered entries = ((df1[col] >= low limit) & (df1[col] <= high
16
17 df1 = df1[filtered entries]
19 print(f'Jumlah baris setelah memfilter outlier: {len(df1)}')
Jumlah baris sebelum memfilter outlier: 2240
Jumlah baris setelah memfilter outlier: 1534
```

Menghapus data null dan duplikat

Mengahapus outlier dengan IQR

# **Data Cleaning & Preprocessing**



```
1 # label
  2 mapping pendidikan = {
      'D3' : 0,
    'SMA' : 1,
  5 'S1' : 2,
     '52' : 3,
      '53' :4
 9 map age = {
       'Dewasa awal': 1,
 10
 11 'Dewasa akhir' :2,
 12 'lansia awal' : 3,
 13
     'Lansia akhir' : 4,
      'manula' :5
14
15 }
1 # ohe
2 for i in ['Marital Status']:
     onehots = pd.get_dummies(df1[i], prefix=i)
     df1 = df1.join(onehots)
1 df1['pendidikan'] = df1['Education'].map(mapping pendidikan)
```

2 df1['cat usia'] = df1['Age Group'].map(map age)

Pelabelan pada kolom education dab Age\_group dan one hot encoding pada kolom Marital\_Status kemudian disimpan pada kolom baru pendidikan dan cat\_usia

# **Data Cleaning & Preprocessing**



#### feature selection

Recency: Date of Last of Purchases: Recency

Frequency: Total Number of Orders: Total\_Purchases

Monetization : Total order value : Total\_spend

Loyalty: Total campaign accepted: Total\_accepted\_cmp

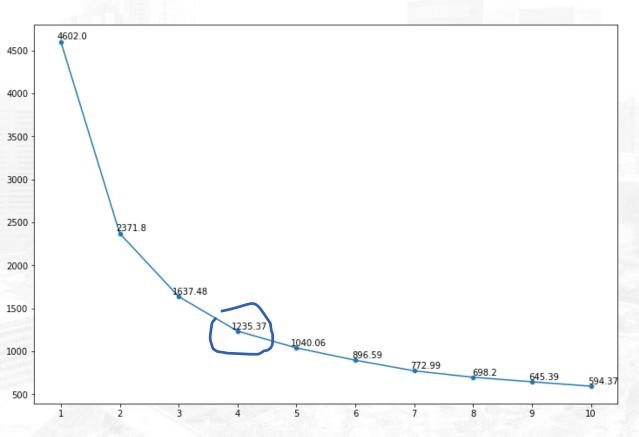
```
1 feature = ['Recency','Total_Acc_Cmp','total_purchases','Total_spend']
2 x = df1[feature].values
3 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
4 x_std = StandardScaler().fit_transform(x)
5 new_df = pd.DataFrame(data= x_std, columns=feature)
6 new_df.sample(5)
```

Standarisasi data menggunakan standardscaler

## **Data Modeling**



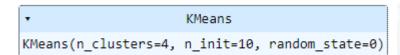
#### **Elbow Method**

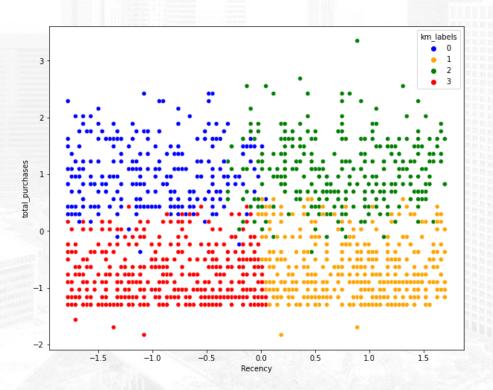


Untuk mencari jumlah calaster kita dapat melihat pada grafik elbow method, berdasarkan visualisasi grafik disamping titik patahan menunjukan pada angka 4 yang berate jumlah cluster yang di perlukan sebanyak 4

## **Data Modeling**







setelah diketahui jumlah cluster diperlukan selanjutnya yang malukan visualisasi persebaran Berdasarkan cluster tersebeut. di samaping kita dapat melihat persebaran cluster menjadi 4 yaitu cluster 0(biru), cluster 1 (kuning), cluster 2 (hijau), cluster 3 (merah).



1 silhouette\_score(new\_df, kmeans.labels\_)

0.5799481090429165

Nilai silhouette score 0.57994 yang berate mendekati 1 maka menunjukan bahwa cluster tidak tumpah tindih dan score yang postif menunjukan bahwa sampel telah ditugaskan ke cluster yang benar, karena masing masing cluster tidak mirip

## **Customer Personality Analysis for Marketing Retargeting**



	cluster	Recency	total_purchases	Total_spend	potensial_score
0	0	6255	5845	239883000	30.88
1	1	34794	4083	59836000	24.25
2	2	24431	7419	362205000	50.41
3	3	12290	3775	51902000	14.47

#### petensial\_score adalah kalkulasi dari presentase Recency+total\_Purchases+Total\_spend

berdsarkan grafik di atas dapat kita lihat bahsawa cutomer cluster 2 adalah adalah cluster dengan score tertinggi yaitu 50.41 point dan yang terendah adalah customer dengan cluster 3 dengan 114.47 point. Sehingga dapat kita simpulkan bahwa untuk marketing campaign yang akan dilakukan alangkan lebih lebik untuk berfokus pada cutomer cluster 2 memiliki kemungkinan lebih besar untuk campaign untuk diterima atau di respon

## **Customer Personality Analysis for Marketing Retargeting**



#### Reokomendasi

- 1. membuat membership berdsarkan total pengeluran, membership dibedakan menjadi beberapa tingkatan seperti Platinum,Gold,Silver,Bronze dimana semakin tinggi tingkat pengeluran maka semakin tinggi tingkat membership.
- 2. setiap membership memiliki kuntungan masing-masing dimana tingkatan tertinggi memiliki lebih banyak penawarn diskon dan promo dari pada tingkatan terbawah
- dorong terus cutomer untuk meningkatkan membership mereaka dengan cara memberikan penawaran menarik sehingga mereka meningkatkan pengeluran mereka untuk lebih banyak belanja.
- 4. fokus campaign kepada customer cluster 2
- 5. membuat event-event yang menarik yang dimana membership yang dimiliki customer dapat digunakan seperti flash sale atau membership ditingkatan tertinggi berhak mendapatkan tiket konser musik, bioskop, potongan belanja S