Kelompok Data 200

UNSUPERVISED LEARNING

HOMEWORK - WEEK 16

rakamin academy

Start Slide

Our Great Team

Theofilus Arifin

Christofer Bryan N. K.

Ramlan Apriyansyah

Muhammad Iqbal

Hanifah Arrasyidah

Christopher Stephen

Muhammad Rizq N. A.

Ujang Pian

Exploratory Data Analysis

Data 200

Descriptive Analysis

Data Info

Berdasarkan pengematan yang telah dilakukan, ada beberapa kolom yang bertipe data tidak sesuai.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 62988 entries, 0 to 62987
Data columns (total 23 columns):
 #   Column             Non-Null Count  Dtype
---  ------             --------------  -----
 0   MEMBER_NO          62988 non-null  int64
 1   FFP_DATE           62988 non-null  object
 2   FIRST_FLIGHT_DATE  62988 non-null  object
 3   GENDER             62985 non-null  object
 4   FFP_TIER           62988 non-null  int64
 5   WORK_CITY          60719 non-null  object
 6   WORK_PROVINCE      59740 non-null  object
 7   WORK_COUNTRY       62962 non-null  object
 8   AGE                62568 non-null  float64
 9   LOAD_TIME          62988 non-null  object
 10  FLIGHT_COUNT       62988 non-null  int64
 11  BP_SUM             62988 non-null  int64
 12  SUM_YR_1           62437 non-null  float64
 13  SUM_YR_2           62850 non-null  float64
 14  SEG_KM_SUM         62988 non-null  int64
 15  LAST_FLIGHT_DATE   62988 non-null  object
 16  LAST_TO_END        62988 non-null  int64
 17  AVG_INTERVAL       62988 non-null  float64
 18  MAX_INTERVAL       62988 non-null  int64
 19  EXCHANGE_COUNT     62988 non-null  int64
 20  avg_discount       62988 non-null  float64
 21  Points_Sum         62988 non-null  int64
 22  Point_NotFlight    62988 non-null  int64
dtypes: float64(5), int64(10), object(8)
memory usage: 11.1+ MB
```

Data 200

Descriptive Analysis

Null Values

Terdapat beberapa kolom kosong yaitu:

1. WORK_CITY = 2269
2. WORK_PROVINCE = 3248
3. WORK_COUNTRY = 26
4. AGE = 420
5. SUM_YR_1 = 551
6. SUM_YR_2 = 138

-

```
MEMBER_NO              0
FFP_DATE               0
FIRST_FLIGHT_DATE      0
GENDER                 3
FFP_TIER               0
WORK_CITY           2269
WORK_PROVINCE       3248
WORK_COUNTRY          26
AGE                  420
LOAD_TIME              0
FLIGHT_COUNT           0
BP_SUM                 0
SUM_YR_1             551
SUM_YR_2             138
SEG_KM_SUM             0
LAST_FLIGHT_DATE     421
LAST_TO_END            0
AVG_INTERVAL           0
MAX_INTERVAL           0
EXCHANGE_COUNT         0
avg_discount           0
Points_Sum             0
Point_NotFlight        0
dtype: int64
```

Descriptive Analysis

duplikat
Values

Tidak ada Values yang duplicated

```
df.duplicated().sum()
```

```
0
```

Tipe data object yang memiliki unique value banyak

Tipe data Object yang memiliki unique value banyak :

- FFP_DATE : 3068
- FIRST_FLIGHT_DATE : 3406
- WORK_CITY : 3234
- WORK_PROVINCE : 1165
- WORK_COUNTRY : 118
- LAST_FLIGHT_DATE : 731

```
: df.select_dtypes(include='object').nunique()

: FFP_DATE              3068
  FIRST_FLIGHT_DATE     3406
  GENDER                   2
  WORK_CITY             3234
  WORK_PROVINCE         1165
  WORK_COUNTRY           118
  LOAD_TIME                1
  LAST_FLIGHT_DATE       731
  dtype: int64
```

Merubah tipe data Object ke Date Time

Merubah tipe data Object ke Date Time :

- FFP_DATE
- FIRST_FLIGHT_DATE
- LAST_FLIGHT_DATE
- LOAD_TIME

```
df['FFP_DATE'] = pd.to_datetime(df['FFP_DATE'],  errors='coerce')
df['FIRST_FLIGHT_DATE'] = pd.to_datetime(df['FIRST_FLIGHT_DATE'], errors='coerce')
df['LAST_FLIGHT_DATE'] = pd.to_datetime(df['LAST_FLIGHT_DATE'],  errors='coerce')
df['LOAD_TIME'] = pd.to_datetime(df['LOAD_TIME'], errors='coerce')
```

Mengelompokkan data Menjadi Numerikal, kategorikal dan Date Time

Kategori = ["GENDER","WORK_CITY","WORK_PROVINCE","WORK_COUNTRY"]

Numbering = ["FFP_TIER","AGE","FLIGHT_COUNT","BP_SUM","SUM_YR_1","SUM_YR_2","SEG_KM_SUM","LAST_TO_END","AVG_INTERVAL","MAX_INTERVAL","EXCHANGE_COUNT","avg_discount","Points_Sum","Point_NotFlight"]

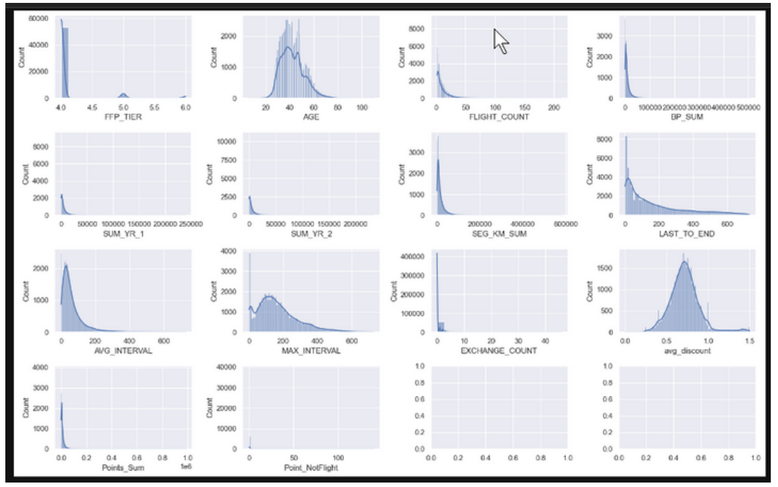
Date Time = ["FFP_DATE","FIRST_FLIGHT_DATE","LAST_FLIGHT_DATE","LOAD_TIME"]

```
: df.select_dtypes(include='int64'or'float64').columns.tolist()

: ['MEMBER_NO',
   'FFP_TIER',
   'FLIGHT_COUNT',
   'BP_SUM',
   'SEG_KM_SUM',
   'LAST_TO_END',
   'MAX_INTERVAL',
   'EXCHANGE_COUNT',
   'Points_Sum',
   'Point_NotFlight']

: df.select_dtypes(include='object').columns.tolist()

: ['GENDER', 'WORK_CITY', 'WORK_PROVINCE', 'WORK_COUNTRY']

: df.select_dtypes(include='datetime64[ns]').columns.tolist()

: ['FFP_DATE', 'FIRST_FLIGHT_DATE', 'LOAD_TIME', 'LAST_FLIGHT_DATE']
```

Data 200

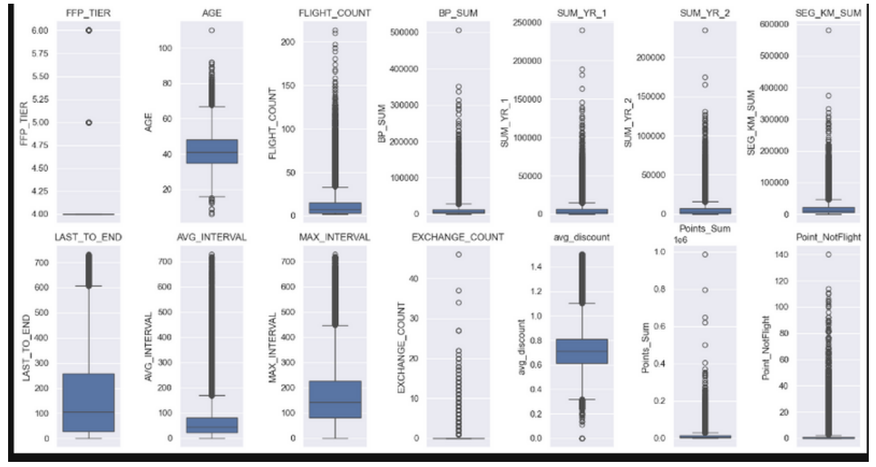
Univariate Analysis

Univariate Analysis menggunakan Histogram Plot & Box Plot untuk tipe data Number



Histogram Plot & Box Plot :

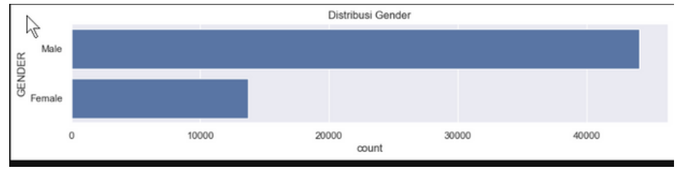
1. Terdapat beberapa kolom dengan persebaran data Positive Skew seperti FLIGHT_COUNT, BP_SUM, SUM_YR_1, SUM_YR_2, SEGMEN_KM_SUM, AVG_INTERVAL dan lain-lain
2. Terdapat beberapa kolom dengan persebaran data Normal seperti AGE dan avg_discount

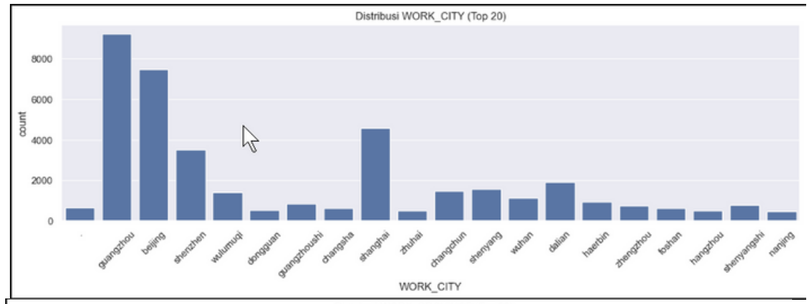


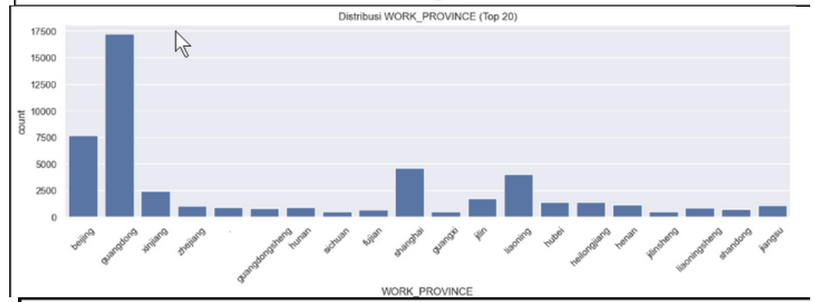
Data 200

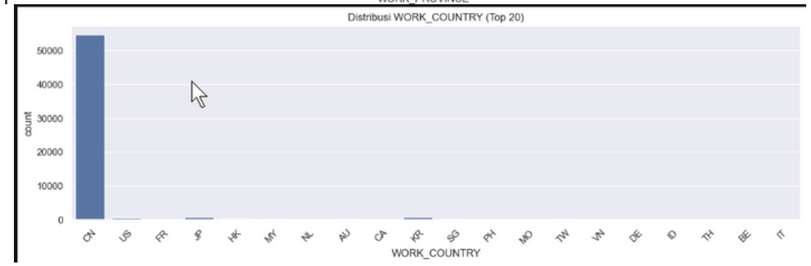
Univariate Analysis

Univariate Analysis menggunakan Bar Plot dan Count Plot untuk tipe data Kategorikal









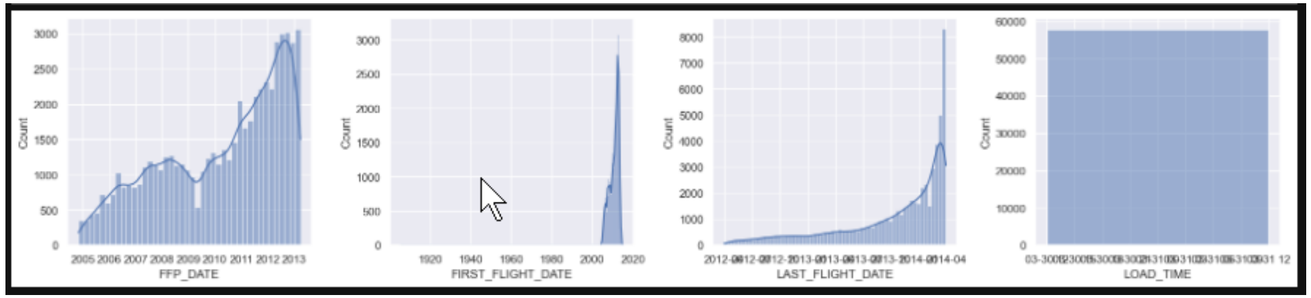
Bar Plot dan Count Plot :

1. Persebaran data pada Kolom GENDER di dominasi oleh Laki-laki , sekitar 45.000 dari keseluruhan data
2. pada kolom WORK_CITY, WORK_COUNTRY, & WORK_PROVINCE diambil top 20 dari keseluruhan data

Data 200

Univariate Analysis

Univariate Analysis menggunakan Histogram Plot untuk tipe data Date Time



Histogram plot :

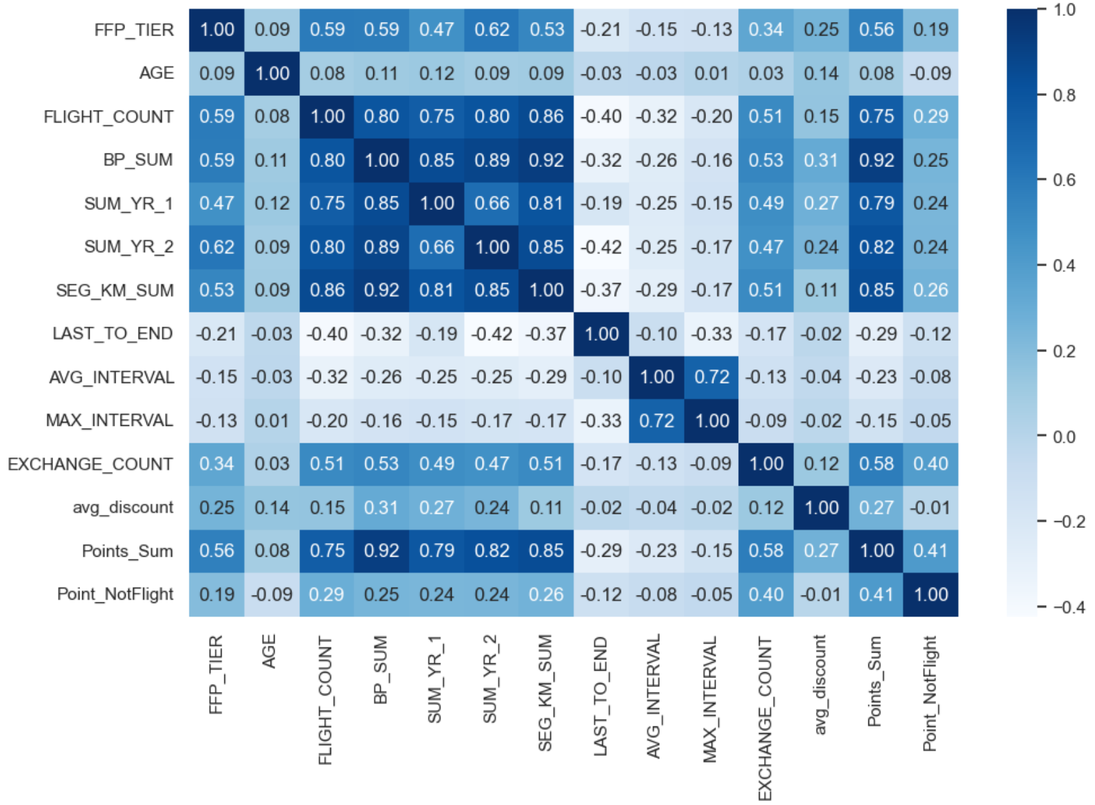
1. Dapat terlihat dari grafik diatas bahwa terjadi kenaikan trend setiap tahunnya.
2. terdapat keanehan pada Distribusi kolom LOAD_TIME, karena perseberan data yang sama di setiap row dan menjadi pertimbangan untuk tidak menggunakan feature tersebut

Multivariate Analysis menggunakan Heatmap

Heatmaps :

Terdapat beberapa fitur yang memiliki korelasi yang besar, maka untuk fitur-fitur yang memiliki nilai korelasi lebih dari 0.85 untuk bisa langsung dieliminasi salah satunya sehingga didapatkan 1 fitur yang tidak redundant. Diantaranya adalah:

1. BP_SUM dan Points_SUM = 0.92
2. BP_SUM dan SUM_YR_2 = 0.88
3. BP_SUM dan SEG_KM_SUM = 0.92



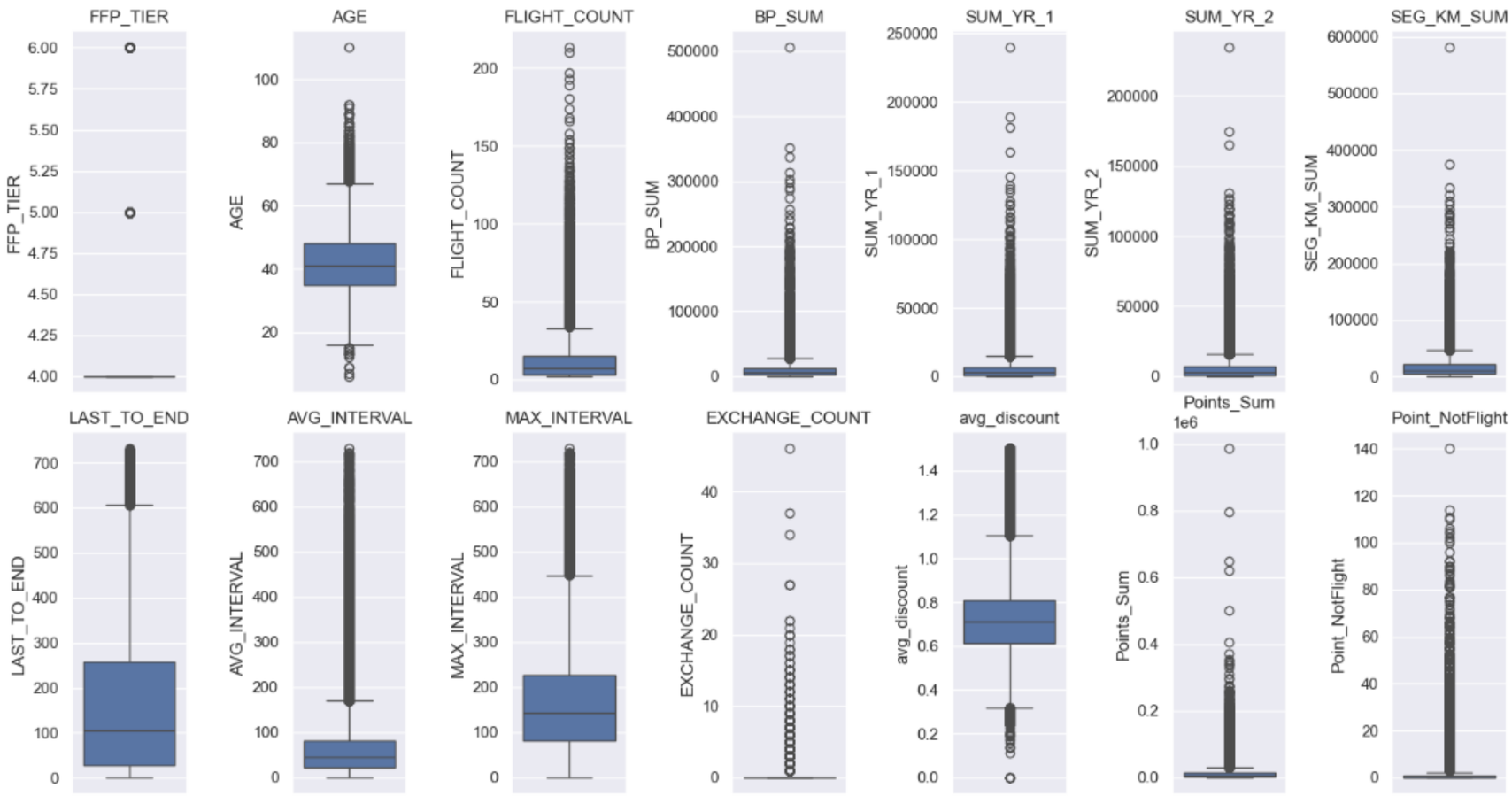
Feature Extraction

Data 200

Before

Handling Ouliers

Setelah dilakukan pengecekan outlier pada kolom numerikal dengan menggunakan boxplot didapat bahwa seluruh kolom memiliki outlier,

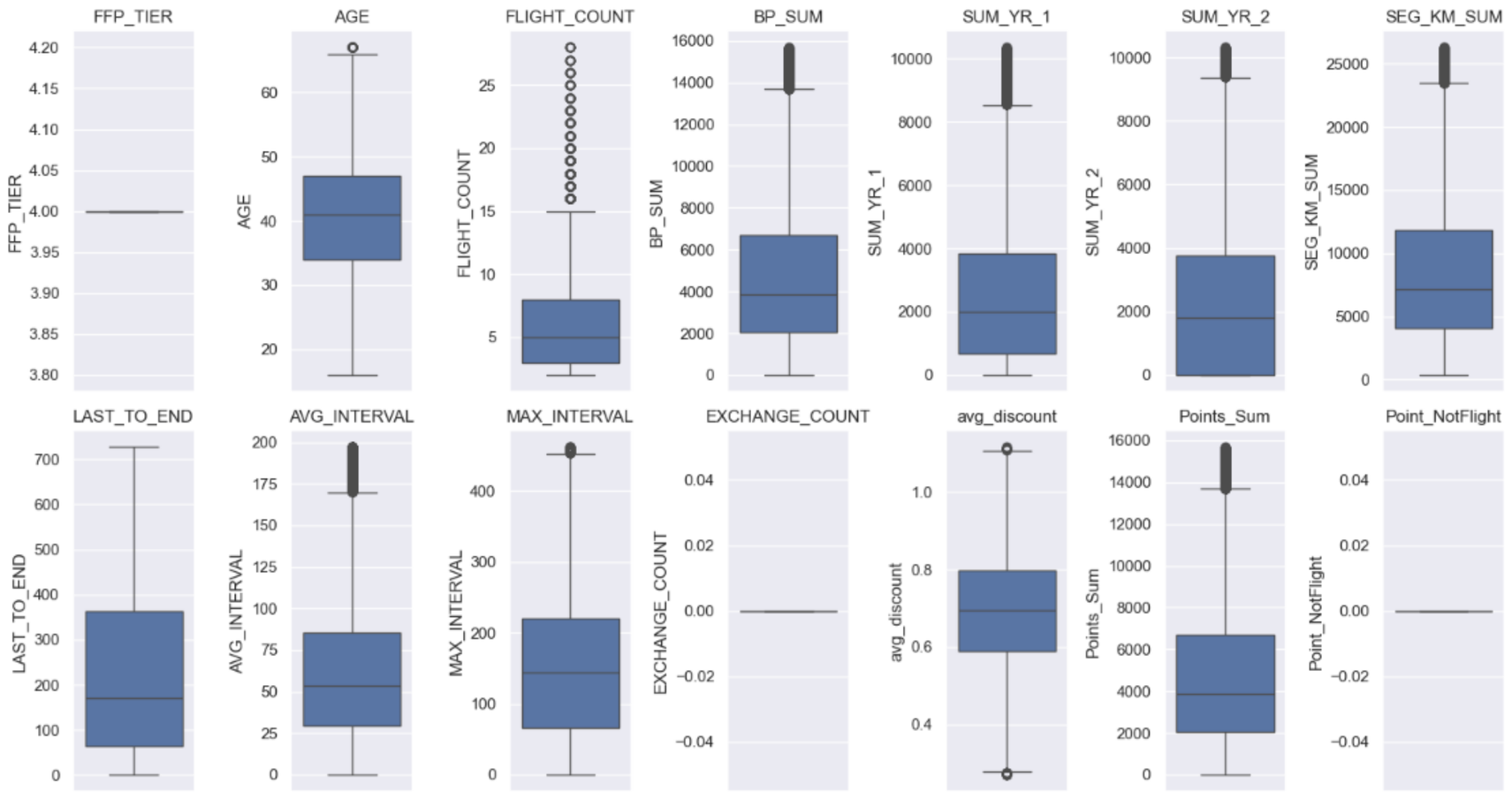


Data 200

After

Handling Ouliers

Karena visualisasi outlier dilakukan menggunakan boxplot, maka penghapusan outlier akan menggunakan metode IQR. Berikut adalah hasil dari penghapusan outlier.

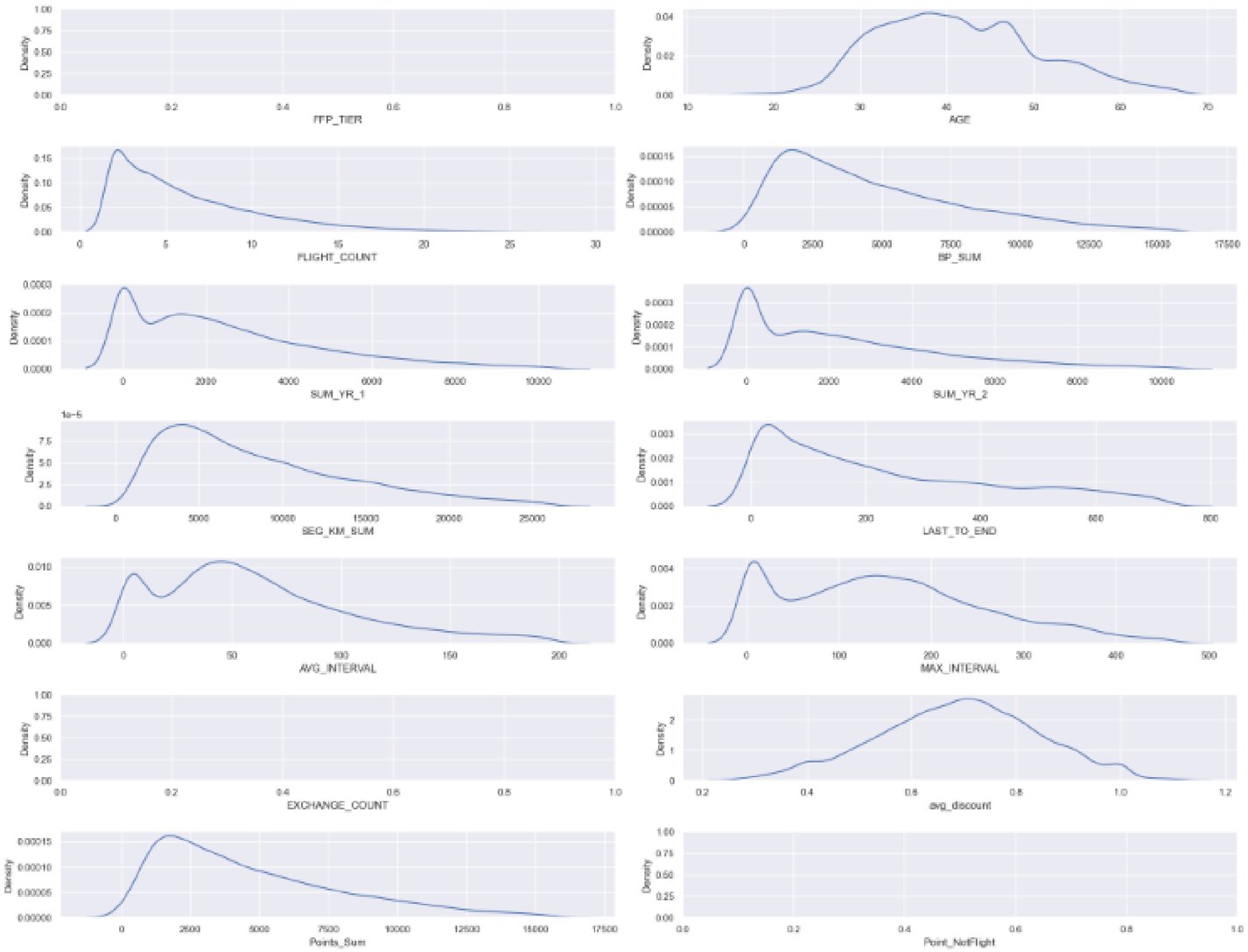


Data 200

Log Transformation

Dapat dilihat bahwa hampir seluruh fitur memiliki skewed distribution dan memiliki skala distribusi yang sangat jauh,

Before

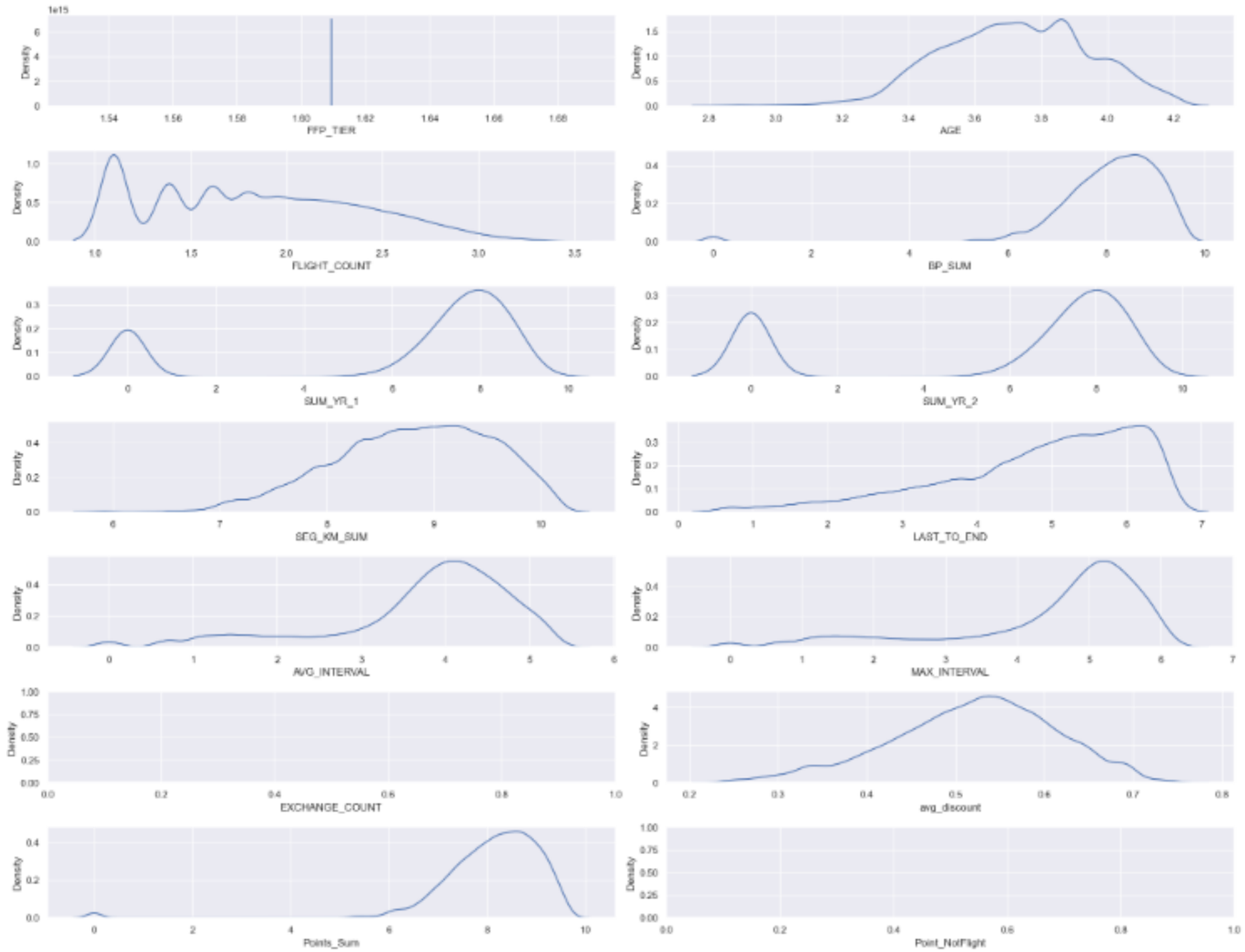


Data 200

After

Log Transformation

Setelah dilakukan log transform, dapat dilihat bahwa hampir seluruh kolom pada kategori numerik sudah memiliki distribusi yang lebih simetrik dan memiliki skala yang sama



Data 200

Feature Engineering

```
# Membuat mapping dari kategori ke nilai numerik
gender_mapping = {'Male': 0, 'Female': 1}
df_filtered['GENDER'] = df_filtered['GENDER'].map(gender_mapping)
```

Feature Encoding

Feature encoding akan dilakukan pada fitur kategorikal yaitu fitur 'Gender'agar fitur dapat direpresentasikan sebagai fitur numerik

Feature Engineering

Data 200

Monetary Feature

Pada fitur ini kita dapat melihat berapa total pengeluaran customer ketika melakukan penerbangan

Recency Feature

Pada fitur ini kita dapat melihat kapan terakhir kali customer melakukan penerbangan (Dalam jumlah hari)

AVG_DISTANCE Feature

Pada fitur ini kita dapat melihat jarak rata-rata yang ditempuh customer ketika melakukan penerbangan

	monetary	count
0	0.000000	136
1	7.244942	31
2	7.139660	29
3	7.215975	29
4	7.560601	28
...	...	...
20316	15.674517	1
20317	16.081355	1
20318	15.286521	1
20319	8.953252	1
20320	5.916202	1

Monetary Feature

	recency	count
0	3	206
1	0	198
2	4	191
3	1	189
4	11	185
...	...	...
721	403	4
722	716	4
723	687	4
724	724	3
725	454	1

Recency Feature

AVG_DISTANCE
3.667844
3.838365
3.662903
3.797679
3.588507

AVG_DISTANCE Feature

Data 200

Feature Engineering

Binning

```
# Menggunakan pd.qcut untuk membuat bins pada kolom 'AGE'
df_filtered['age_bin'] = pd.qcut(df_filtered['AGE'], q=5, labels=False)

# Menggunakan pd.qcut untuk membuat bins pada kolom 'avg_discount'
df_filtered['avg_discount_level'] = pd.qcut(df_filtered['avg_discount'], q=5, labels=False)

# Membuat bins untuk mengelompokan jumlah poin
df_filtered['Points_Sum_level'] = pd.qcut(df_filtered['Points_Sum'], q=5, labels=False)

# Membuat bins untuk mengelompokan jumlah penukaran poin
df_filtered['exchange_count_bin'] = pd.cut(df_filtered['EXCHANGE_COUNT'], bins=4, labels=False)
```

Pada fitur 'AGE', 'avg_discount', 'Points_Sum', dan 'EXCHANGE_COUNT' akan dilakukan dilakukan labeling sesuai dengan quantile masing-masing fitur

Data 200

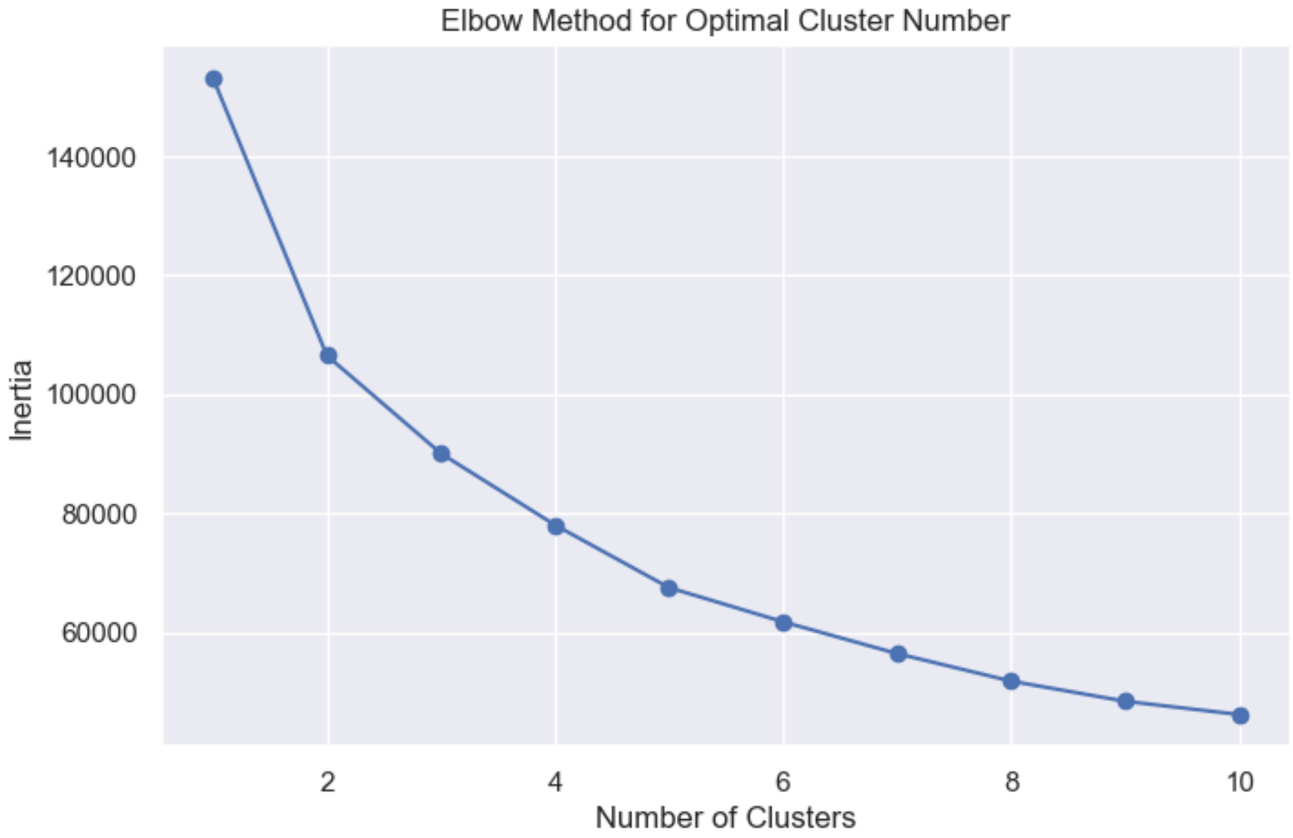
Feature Selection

Setelah dilakukan preprocessing dan feature engineering, maka fitur yang akan kami gunakan untuk melakukan clustering customer penerbangan adalah kolom ‘AGE’, ‘FLIGHT_COUNT’, ‘recency’, ‘monetary’, dan ‘AVG_DISTANCE’.

	AGE	FLIGHT_COUNT	recency	monetary	AVG_DISTANCE
11525	3.970292	2.772589	39	18.188687	3.667844
11738	3.663562	2.639057	26	18.176985	3.838365
11886	4.025352	2.772589	35	18.026103	3.662903
12003	3.784190	2.639057	85	17.926183	3.797679
12004	3.367296	2.833213	217	7.923348	3.588507
...	...	...	...	...	...
62962	3.465736	1.098612	490	6.732211	5.380239
62963	4.110874	1.098612	250	6.908755	5.380239
62964	3.713572	1.098612	414	6.722630	5.380239
62965	3.555348	1.098612	416	6.722630	5.380239
62978	3.891820	1.098612	280	5.916202	6.039104

Clustering Modeling

Elbow Method



Dari hasil Elbow Method dapat dilihat bahwa:

- **Cluster yang optimalnya dibuat adalah sebanyak 2 cluster**

Clustering menggunakan KMeans

```
df_result = pd.read_csv('../dataset/selected.csv')
df_result['Cluster_Labels'] = labels
df_result
```

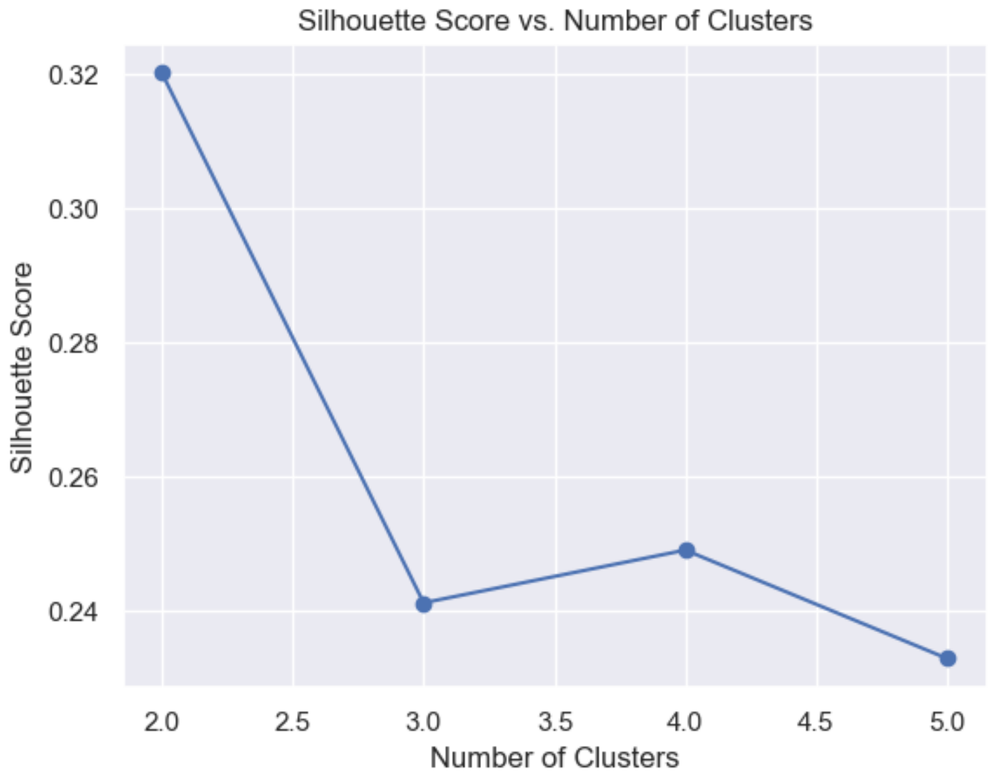
✓ 0.1s

	AGE	FLIGHT_COUNT	recency	monetary	AVG_DISTANCE	Cluster_Labels
0	38.0	13	26	17722.0	1928.846154	0
1	58.0	4	487	7900.0	5930.750000	1
2	43.0	13	85	15875.0	1732.461538	0
3	34.0	14	104	15930.0	1770.357143	0
4	38.0	17	67	16742.0	1359.764706	0
...	...	...	...	...	...	...
30635	40.0	2	414	830.0	184.000000	1
30636	34.0	2	416	830.0	184.000000	1
30637	37.0	2	410	830.0	184.000000	1
30638	38.0	2	119	910.0	184.000000	1
30639	48.0	2	280	370.0	380.000000	1

30640 rows × 6 columns

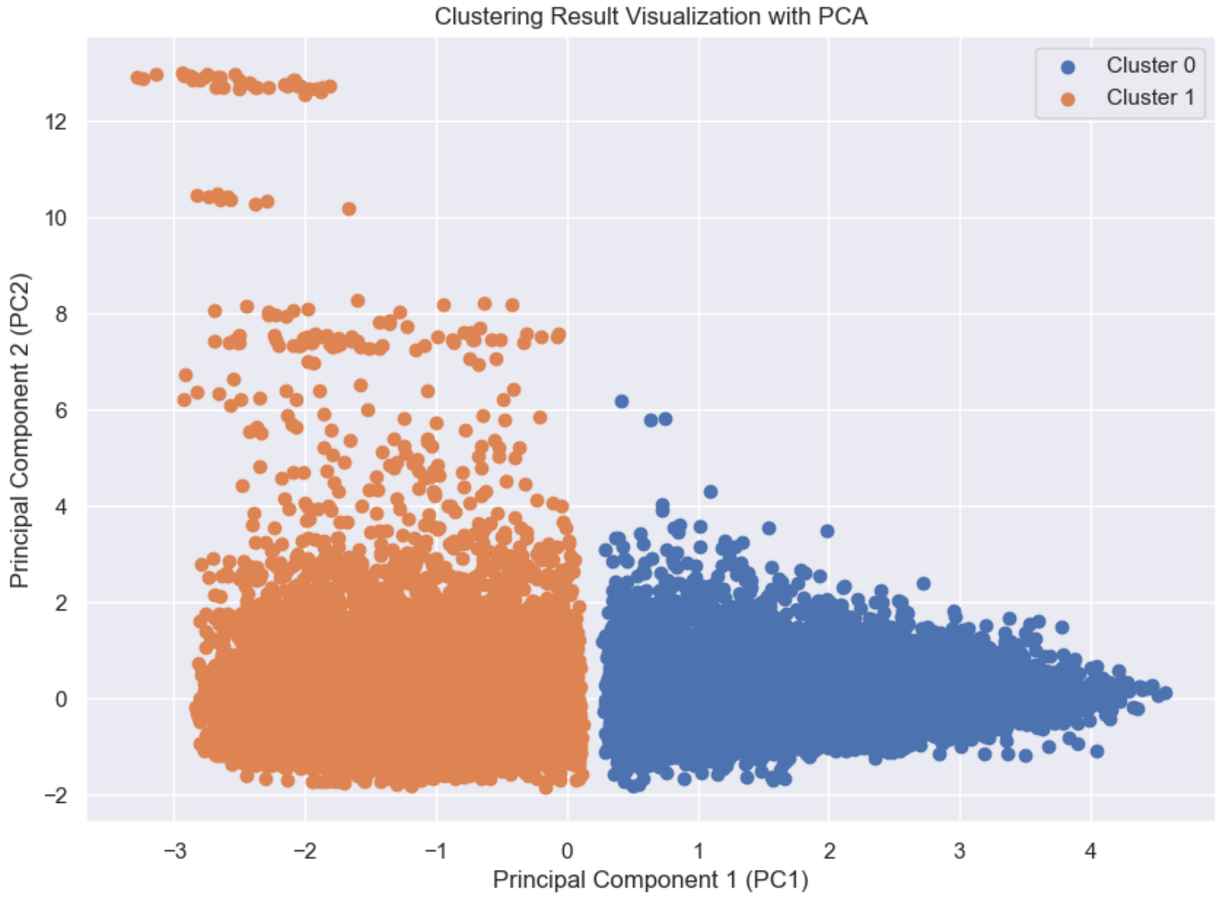
Dari hasil Clustering dapat dilihat bahwa setelah dilakukan clustering menggunakan KMeans data akan terbagi menjadi dua kelompok yang terlihat pada feature Cluster_Labels ada yang 0 dan ada yang 1. Dengan deskripsi yang termasuk di Cluster 0 ada 12965 data, sedangkan Cluster 1 ada 17675 data.

Evaluasi Cluster



Dari hasil Evaluasi Cluster dapat dilihat bahwa jumlah cluster yang optimal mungkin ada di bawah atau di atas angka yang dievaluasi, karena pada titik tersebut silhouette score tertinggi.

Evaluasi Cluster



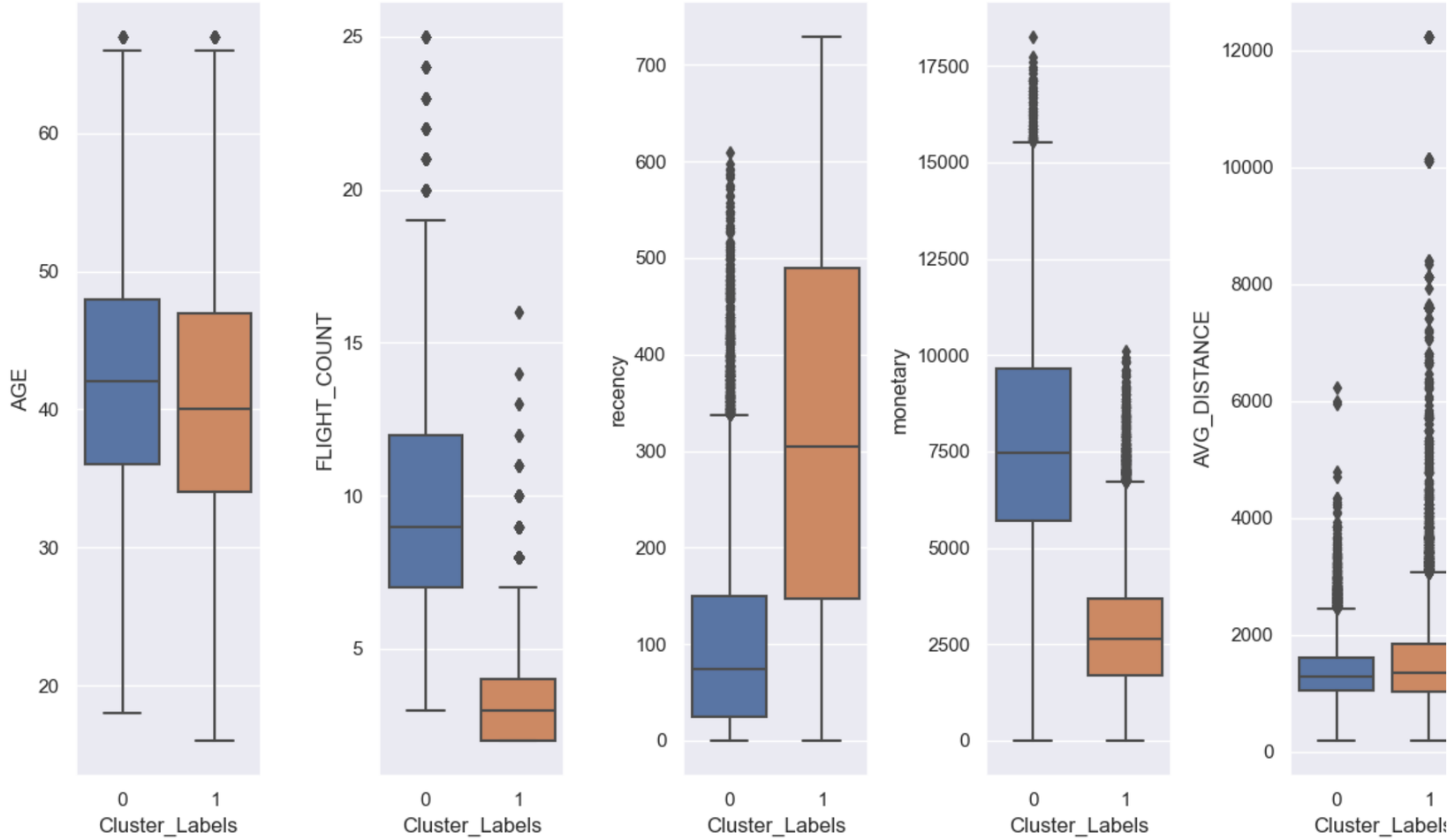
Dari hasil Evaluasi Cluster yang menggunakan PCA dapat dilihat bahwa:

- **Berdasarkan gambar, tiga titik terlihat berada pada satu tingkat kompresi dan saling berdekatan. Maka dapat dikatakan bahwa kedua komponen ini sangat penting dalam memahami hubungan antar data dalam dataset.**
- **Gambar ini juga menunjukkan bahwa cluster tersebut sangat mungkin terjadi pergerakan dari satu cluster ke cluster lainnya. Hal ini dapat terlihat dari sebaran titik yang menggantung di sepanjang akhir PCA dimensi yang lainnya.**

Business Recomendation

Deskripsi Statistik pada Cluster

Cluster_Labels	AGE	FLIGHT_COUNT	recency	monetary	AVG_DISTANCE
0	42.815254	10.043979	102.633199	7819.485873	1360.563768
1	41.040271	3.512908	318.551419	2824.404059	1539.282807



Dari visualisasi di atas dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Penggemar traveling (cluster 0)

Orang-orang pada cluster 0 ini memiliki karakteristik sebagai berikut:
- Lebih sering melakukan penerbangan dengan rata-rata jumlah penerbangan sebanyak 10 penerbangan.
- Terakhir kali melakukan penerbangan kurang dari 3 bulan yang lalu saat data ini diambil.
- Tingkat spend untuk traveling cukup tinggi, dengan rata-rata sebesar USD 7,819.

2. Bukan penggemar traveling (cluster 1)

Orang-orang pada cluster 1 ini memiliki karakteristik sebagai berikut:
- Lebih jarang melakukan penerbangan dengan rata-rata jumlah penerbangan sebanyak 3 penerbangan.
- Terakhir kali melakukan penerbangan lebih dari 10 bulan yang lalu saat data ini diambil.
- Tingkat spend untuk traveling rendah, dengan rata-rata sebesar USD 2,824.

Rekomendasi Bisnis:

1. Memberikan promo khusus kepada customers di cluster 1 dengan tujuan meningkatkan intensitas penerbangan yang dilakukan.
2. Memberikan kartu VIP kepada customers di cluster 0 dengan tujuan memberikan eksklusivitas agar mereka tetap mempertahankan loyalitas kepada perusahaan.

THANK YOU

HOMEWORK -
UNSUPERVISED LEARNING