LAPORAN HOMEWORK UNSUPERVISED LEARNING



ANGGOTA KELOMPOK



Celestial Randy



Sonia Epifany Sandah



Oky Hariawan



Risca Naquitasia



Mochamad Choiril Iman



Ahmad Reza



Yehezkiel Novianto A.



- Handle Missing/Null Value
- Handle Duplicated Value

- Adjust Data Type
- Redefine Numerical & Categorical Data



HANDLE MISSING & NULL VALUE

- Dari dataset ini kolom work_province, work_city, sum_yr_1, age, sum_yr_2, work_country, gender memiliki missing value
- Untuk kolom sum_yr_1, age, sum_yr_2, work_country, gender karena memiliki persentasi dibawah 1% maka akan di hapus
- Untuk kolom work_province, work_city walaupun memiliki persentase dibawah 6% karena memiliki jumlah yang besar maka akan di imputasi menggunakan nilai modus

| | feature | missing_value | percentage |
|---|---------------|---------------|------------|
| 0 | work_province | 3248 | 5.157 |
| 1 | work_city | 2269 | 3.602 |
| 2 | sum_yr_1 | 551 | 0.875 |
| 3 | age | 420 | 0.667 |
| 4 | sum_yr_2 | 138 | 0.219 |
| 5 | work_country | 26 | 0.041 |
| 6 | gender | 3 | 0.005 |



ERROR HANDLING: INCORRECT VALUE

```
[ ] print('Incorrect `last_flight_date` percentage: ', end='')
print(str(round(df_clean[df_clean.last_flight_date.str.contains('2014/2/29')]['last_flight_date'].count()/len(df_clean), 3)), '%')
Incorrect `last_flight_date` percentage: 0.007 %
```

Insight:

 Kami menemukan error saat proses Adjust data type sehingga akan dilakukan pengecekan incorrect value

"ParserError: day is out of range for month: 2014/2/29 0:00:00"

 Karena persentase incorrect value kolom last_flight_date hanya 0.007%, maka baris ini akan di hapus



HANDLE DUPLICATED VALUE

Insight:

Tidak ditemukan adanya duplicated value dalam dataset ini

```
[ ] df_clean.duplicated().sum()
```

8



ADJUST DATA TYPE

What We Do:

- Mengubah data type kolom `age` dari float menjadi int64
- Mengubah data type in the ffp_date, dirst_fligt_date, load_time, last_flight_date columns dari object menjadi datetime

```
df_clean.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 61437 entries, 0 to 62986
Data columns (total 23 columns):
    Column
                       Non-Null Count Dtype
    member no
                       61437 non-null int64
    ffp_date
                       61437 non-null datetime64[ns]
    first_flight_date 61437 non-null datetime64[ns]
    gender
                       61437 non-null object
    ffp tier
                       61437 non-null int64
    work city
                       61437 non-null
                                      object
    work province
                       61437 non-null object
    work_country
                       61437 non-null
                                      object
    age
                       61437 non-null int64
    load time
                       61437 non-null datetime64[ns]
   flight_count
                       61437 non-null int64
11 bp_sum
                       61437 non-null int64
12 sum_yr_1
                       61437 non-null float64
13 sum yr 2
                       61437 non-null float64
                       61437 non-null int64
14 seg km sum
15 last flight date
                      61437 non-null datetime64[ns]
16 last to end
                       61437 non-null int64
17 avg_interval
                       61437 non-null float64
18 max interval
                       61437 non-null int64
19 exchange_count
                       61437 non-null int64
20 avg discount
                       61437 non-null float64
                       61437 non-null int64
21 points sum
22 point notflight
                       61437 non-null int64
dtypes: datetime64[ns](4), float64(4), int64(11), object(4)
```

memory usage: 11.2+ MB



REDEFINE NUMERICAL & CATEGORICAL DATA

What We Do:

 Membagi data menjadi kolom numerical dan kolom categorical untuk kemudahan processing data kedepannya

```
#Numeric
numerical = df clean.loc[:, (df clean.dtypes == int) | (df clean.dtypes == float)].columns.tolist()
numerical
['member_no',
 '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']
```

```
#Categorical
categorical = df_clean.loc[:, (df_clean.dtypes != int) & (df_clean.dtypes != float)].columns.tolist()
categorical

['ffp_date',
    'first_flight_date',
    'gender',
    'work_city',
    'work_province',
    'work_country',
    'load_time',
    'last_flight_date']
```



EDA

- Statistic Descriptive
- Univariate Analysis

- Multivariate Analysis
- Conclusion



STATISTIC DESCRIPTIVE (1)

| <pre>#Statistical summary numerical df.describe()</pre> | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|--------------|--------------|--------------|--------------|---------------|---------------|---------------|---------------|--------------|--------------|--------------|----------------|--------------|-------------|----------|
| | member_no | 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_no |
| count | 62988.000000 | 62988.000000 | 62568.000000 | 62988.000000 | 62988.000000 | 62437.000000 | 62850.000000 | 62988.000000 | 62988.000000 | 62988.000000 | 62988.000000 | 62988.000000 | 62988.000000 | 62988.0000 | 6298 |
| mean | 31494.500000 | 4.102162 | 42.476346 | 11.839414 | 10925.081254 | 5355.376064 | 5604.026014 | 17123.878691 | 176.120102 | 67.749788 | 166.033895 | 0.319775 | 0.721558 | 12545.7771 | |
| std | 18183.213715 | 0.373856 | 9.885915 | 14.049471 | 16339.486151 | 8109.450147 | 8703.364247 | 20960.844623 | 183.822223 | 77.517866 | 123.397180 | 1.136004 | 0.185427 | 20507.8167 | |
| min | 1.000000 | 4.000000 | 6.000000 | 2.000000 | 0.000000 | 0.000000 | 0.000000 | 368.000000 | 1.000000 | 0.000000 | 0.000000 | 0.000000 | 0.000000 | 0.0000 | |
| 25% | 15747.750000 | 4.000000 | 35.000000 | 3.000000 | 2518.000000 | 1003.000000 | 780.000000 | 4747.000000 | 29.000000 | 23.370370 | 79.000000 | 0.000000 | 0.611997 | 2775.0000 | |
| 50% | 31494.500000 | 4.000000 | 41.000000 | 7.000000 | 5700.000000 | 2800.000000 | 2773.000000 | 9994.000000 | 108.000000 | 44.666667 | 143.000000 | 0.000000 | 0.711856 | 6328.5000 | |
| 75% | 47241.250000 | 4.000000 | 48.000000 | 15.000000 | 12831.000000 | 6574.000000 | 6845.750000 | 21271.250000 | 268.000000 | 82.000000 | 228.000000 | 0.000000 | 0.809476 | 14302.5000 | |
| max | 62988.000000 | 6.000000 | 110.000000 | 213.000000 | 505308.000000 | 239560.000000 | 234188.000000 | 580717.000000 | 731.000000 | 728.000000 | 728.000000 | 46.000000 | 1.500000 | 985572.0000 | 14 |

- Dataset ini memiliki 15 kolom numerical
- Kolom member_no, fpp_tier, age, avg_discount terlihat memiliki distribusi normal
- Sementara kolom lainnya tampak memiliki distribusi skewed (mean > median)
- Dalam kolom age ada customer yang berusia 110 tahun, dan tampak abnormal sehingga dapat dihapus di proses selanjutnya



STATISTIC DESCRIPTIVE (2)

| <pre>#Statistical summary categorical df.describe(include='object')</pre> | | | | | | | | | | | |
|---|-----------|-------------------|--------|-----------|---------------|--------------|-----------|------------------|--|--|--|
| | ffp_date | first_flight_date | gender | work_city | work_province | work_country | load_time | last_flight_date | | | |
| count | 62988 | 62988 | 62985 | 60719 | 59740 | 62962 | 62988 | 62988 | | | |
| unique | 3068 | 3406 | 2 | 3234 | 1165 | 118 | 1 | 731 | | | |
| top | 1/13/2011 | 2/16/2013 | Male | guangzhou | guangdong | CN | 3/31/2014 | 3/31/2014 | | | |
| freq | 184 | 96 | 48134 | 9386 | 17509 | 57748 | 62988 | 959 | | | |

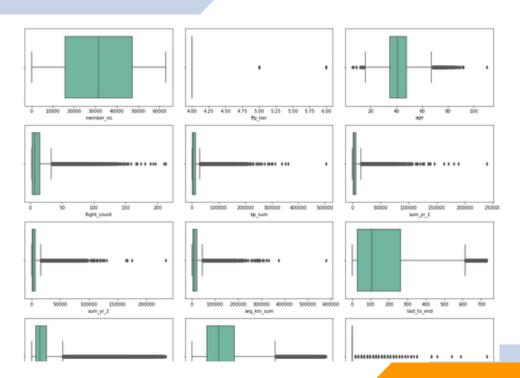
- Dataset ini memiliki 8 kolom categorical
- Tampak kebanyakan kolom memiliki nilai unique yang tinggi kecuali gender & load_time



UNIVARIATE ANALYSIS (BOXPLOT)

Insight:

 Dari Boxplot dapat terlihat jika hampir seluruh feature memiliki outlier kecuali `member_no` & `ffp_tier`

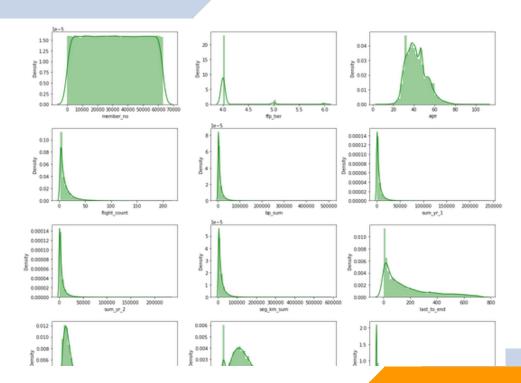




UNIVARIATE ANALYSIS (DISTRIBUTION PLOT)

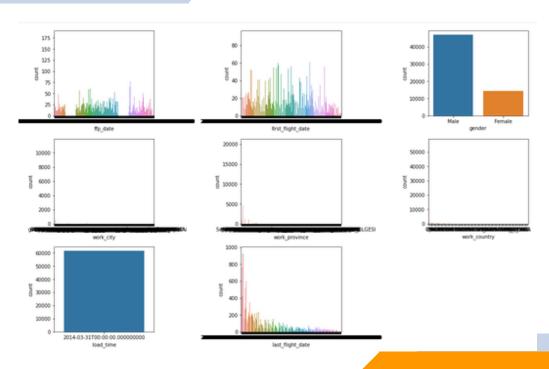
Insight:

 Dari Distribution Plot dapat terlihat jika hampir seluruh feature memiliki distribusi positif skewed kecuali member_no & avg_discount





- Kebanyakan customer adalah Laki-laki
- Tampak kebanyakan feature memiliki nilai unique yang besar
- Untuk load_time hanya memiliki 1 value 2014-03-31 yang dimana merupakan tangal data diambil

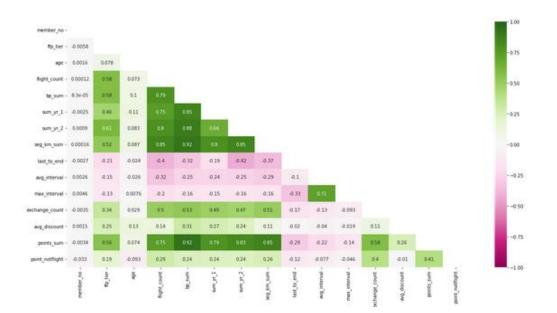




MULTIVARIATE ANALYSIS (HEAT MAP)

Insight:

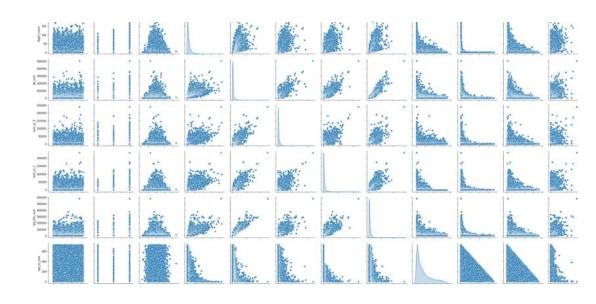
 Dari Heatmap korelasi dapat terlihat jika banyak feture yang memiliki korelasi positif yang kuat > 0.7





Insight:

 Dalam Pair Plot terdapat beberapa feature yang memiliki korelasi linear seperti last_to_end dengan avg_interval





EDA CONCLUSSION

Discussion:

- Hampir seluruh feature numerical memiliki outlier kecuali member_no & ffp_tier
- Hampir seluruh feature numerical memiliki distribusi positif skewed kecuali member_no & avg_discount
- Kebanyakan customer adalah Laki-laki
- Tampak kebanyakan feature catogorical memiliki nilai unique yang besar
- Untuk load_time hanya memiliki 1 value 2014-03-31 yang dimana merupakan tangal data diambil
- Banyak feature yang memiliki korelasi positif yang tinggi terhadap feature lainnya > 0.7

DATA PRE-PROCESSING (2)

Feature Selection

Handle Outliers

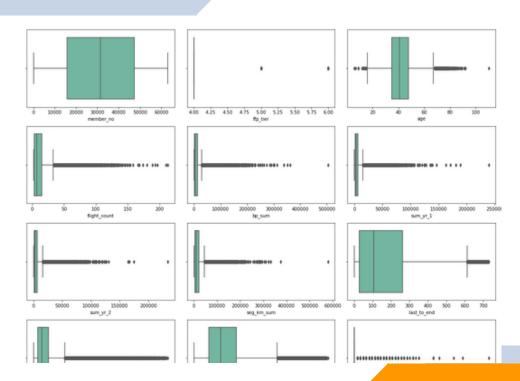
Feature Engineering

\(\)



HANDLE OUTLIERS (1)

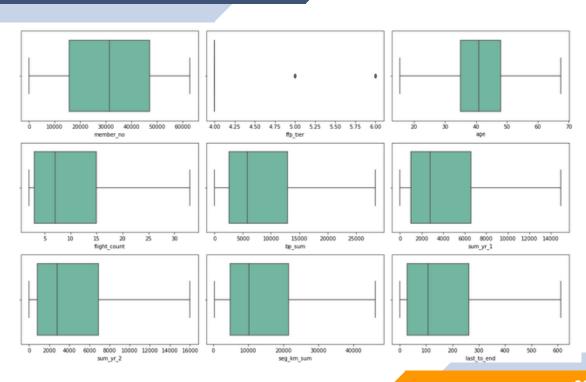
- Beberapa kolom masih ditemukan outliers yaitu age, flight_count, bp_sum, sum_yr_1, sum_yr_2, seg_km_sum, last_to_end, avg_interval, max_interval, exchange_count, avg_discount, point_sum, point_not_flight
- Kami menghapus outliers dengan menerapkan konsep IQR





HANDLE OUTLIERS (2)

- Untuk Feature exchange_count karena data hanya terpusat pada satu value (High limit dan limit sama) maka outlier tidak dihilangkan untuk memberikan variasi data
- Untuk feature point_not_flight outlier tidak sepenuhnya dihilangkan akan tetapi diberikan batas maksimal





FEATURE ENGINEERING & FEATURE SELECTION

What We Do:

- Menambah feature ffp_time untuk mengetahui berapa bulan customer join program saat data diambil
- Menghapus feature yang tidak relevan: ffp_time, sum_yr_2,seg_km_sum, avg_discount,gender, work_city, work_province, work_country,last_flight_date, first_flight_date,avg_interval, max_interval,member_no, ffp_tier, age, bp_sum, exchange_count,points_sum,point_not_flight
- Menghapus kolom yang redundan: load_time, ffp_date



MODELING

- Standardization
- Modeling

Business
Recommendation



STANDARDIZATION

What We Do:

 Melakukan standarisasi pada data dengan bantuan StandardScaler()

```
df_clean.skew()
flight_count
                1.212919
sum yr 1
                1.121951
last_to_end
               1.114797
dtype: float64
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.metrics import silhouette score
from sklearn.cluster import AgglomerativeClustering
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, MinMaxScaler
sc data = StandardScaler()
data_std = sc_data.fit_transform(df_clean.astype(float))
```



What We Do:

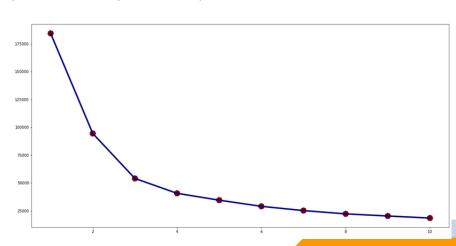
Modeling dilakukan dengan clustering menggunakan k-means dimana berdasarkan elbow method digunakan jumlah cluster yaitu sebanyak 3 cluster.

```
from sklearn.cluster import KMeans
inertia = []

for i in range(1, 11):
    kmeans = KMeans(n_clusters=i, random_state=0)
    kmeans.fit(data_std)
    inertia.append(kmeans.inertia_)

plt.figure(figsize=(20, 10))
# plt.plot(inertia)

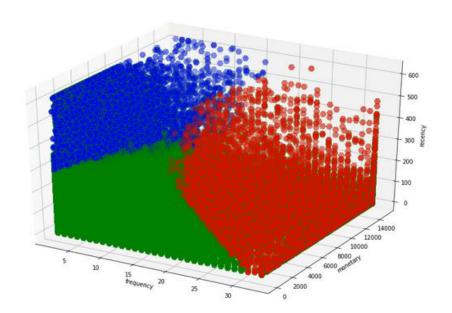
sns.lineplot(x=range(1, 11), y=inertia, color='#000087', linewidth = 4)
sns.scatterplot(x=range(1, 11), y=inertia, s=300, color='#800000', linestyle='--')
```





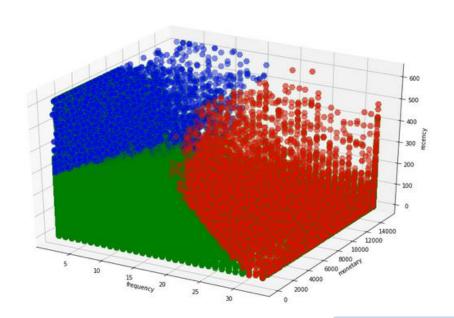
What We Do:

Feature yang mempengaruhi dalam segmentasi pelanggan bedasarkan Recency, Frequency, Monetary (RFM) yaitu jarak waktu penerbangan terakhir ke pesanan penerbangan paling akhir, banyaknya penerbangan yang dilakukan konsumen, dan penghasilan dari pembelian tiket pesawat.





- Cluster 0 merupakan pelanggan yang memiliki frekuensi terbang rendah (rata-rata 4x penerbangan), memberikan ratarata revenue sedang (rata- rata 3134), dan memiliki selisih waktu paling lama sejak waktu penerbangan terakhir mereka terhitung saat data ini diambil (rata-rata 452 hari)
- Cluster 1 merupakan pelanggan yang memiliki frekuensi terbang tinggi (rata-rata 25x penerbangan), memberikan ratarata revenue tinggi (rata- rata 11365), dan memiliki selisih waktu paling sebentar sejak waktu penerbangan terakhir mereka terhitung saat data ini diambil (rata-rata 58 hari)
- Cluster 2 merupakan pelanggan yang memiliki frekuensi terbang sedang (rata-rata 8x penerbangan), memberikan ratarata revenue rendah (rata- rata 2238), dan memiliki selisih cukup lama sejak waktu penerbangan terakhir mereka terhitung saat data ini diambil (rata-rata 100 hari).





BUSINESS RECOMMENDATION

Discussion:

- Fokus untuk menggencarkan strategi marketing kepada pelanggan yang tergolong cluster 1, untuk meningkatkan jumlah penerbangan mereka yang masih rendah dan sudah lama tidak melakukan penerbangan. Strategi marketing dapat dilakukan dengan memberikan promo discount atau partnership dengan travel agent untuk memberikan promo paket liburan menarik di luar kota, agar konsumen tersebut tertarik untuk terbang kembali menggunakan maskapai ini.
- Fokus untuk mempertahankan pelanggan yang tergolong cluster 2 dengan menawarkan pembuatan membership premium maskapai.

