Rakamin Academy

Group 9

Batch 28

Dokumen Laporan Final Project

(dipresentasikan setiap sesi mentoring)

Rakamin Academy

Stage 0

Latar Belakang Masalah

Sebuah perusahaan diketahui memiliki tingkat acceptance marketing campaign sekitar 14.91%, yang mana hal tersebut masih dianggap kurang oleh manajemen dalam menghadapi persaingan bisnis.

Sehingga pihak manajemen meminta tim marketing untuk meningkatkan lagi tingkat acceptance marketing campaign tersebut agar cost yang dikeluarkan perusahaan dalam melakukan marketing campaign lebih efisien dan jumlah revenue yang mereka raih pada tahun-tahun berikutnya meningkat.

Maka dari itu, tim marketing berencana menerapkan strategi Targeted Marketing dengan bantuan tim data science untuk mengolah data historis penjualan yang telah mereka rekap sebelumnya dan mengelompokkan user ke dalam sebuah kategori tertentu sesuai dengan karakteristiknya masing-masing, sehingga dapat dipilah antara yang layak mendapatkan campaign dengan yang tidak mendapatkan campaign

Peran

Sebagai tim data scientist, kami bertanggungjawab untuk memberikan rekomendasi untuk meningkatkan efektivitas marketing campaign perusahaan berdasarkan pola data yang tersedia.

Goal

Meningkatkan response rate atau tingkat acceptance rate dari marketing campaign yang dilakukan oleh perusahaan, sehingga profit perusahaan serta efisiensi marketing cost dapat lebih optimal.

Objective

Membuat sistem prediksi model klasifikasi/clustering yang dapat menentukan targeting user yang tepat. Dengan ini tentu akan memperbesar nilai business metrics yang telah ditentukan seperti traffic dan sales performance. Sistem sudah menentukan mana user yang memang sedang tertarik atau bagian dari market untuk campaign yang akan dijalankan.

Business Metrics

- Response rate : Rasio jumlah customer yang merespon dibandingkan dengan total impresi campaign
  Jumlah Customer yang Merespon / Total Campaign
- Revenue rate : Rasio jumlah keuntungan (profit) yang diperoleh perusahaan berdasarkan total response customer
  ((Revenue * Total Response) - (Cost * Total Campaign)) / Total Revenue

Rakamin Academy

Stage 1 – EDA

Exploratory Data Analysis

Descriptive Analysis

1. Pada data terdapat tipe data tidak sesuai, yaitu kolom Dt_Customer
2. Terdapat kolom yang memiliki Missing Value yaitu Income sebanyak 24 value

```
# Check Missing Value
df.info()
df.isna().sum()
```

```
 0   ID                   2240 non-null   int64
 1   Year_Birth           2240 non-null   int64
 2   Education            2240 non-null   object
 3   Marital_Status       2240 non-null   object
 4   Income               2216 non-null   float64
 5   Kidhome              2240 non-null   int64
 6   Teenhome             2240 non-null   int64
 7   Dt_Customer          2240 non-null   object
 8   Recency              2240 non-null   int64
 9   MntWines             2240 non-null   int64
 10  MntFruits            2240 non-null   int64
 11  MntMeatProducts      2240 non-null   int64
 12  MntFishProducts      2240 non-null   int64
 13  MntSweetProducts     2240 non-null   int64
 14  MntGoldProds         2240 non-null   int64
 15  NumDealsPurchases    2240 non-null   int64
 16  NumWebPurchases      2240 non-null   int64
 17  NumCatalogPurchases  2240 non-null   int64
 18  NumStorePurchases    2240 non-null   int64
 19  NumWebVisitsMonth    2240 non-null   int64
 20  AcceptedCmp3         2240 non-null   int64
 21  AcceptedCmp4         2240 non-null   int64
 22  AcceptedCmp5         2240 non-null   int64
 23  AcceptedCmp1         2240 non-null   int64
 24  AcceptedCmp2         2240 non-null   int64
 25  Complain             2240 non-null   int64
 26  Z_CostContact        2240 non-null   int64
 27  Z_Revenue            2240 non-null   int64
 28  Response             2240 non-null   int64
dtypes: float64(1), int64(25), object(3)
```

```
ID                     0
Year_Birth             0
Education              0
Marital_Status         0
Income                24
Kidhome                0
Teenhome               0
Dt_Customer            0
Recency                0
MntWines               0
MntFruits              0
MntMeatProducts        0
MntFishProducts        0
MntSweetProducts       0
MntGoldProds           0
NumDealsPurchases      0
NumWebPurchases        0
NumCatalogPurchases    0
NumStorePurchases      0
NumWebVisitsMonth      0
AcceptedCmp3           0
AcceptedCmp4           0
AcceptedCmp5           0
AcceptedCmp1           0
AcceptedCmp2           0
Complain               0
Z_CostContact          0
Z_Revenue              0
Response               0
dtype: int64
```

```
[ ]  # Check Duplicate
     df.duplicated().sum()
```

```
0
```

Descriptive Analysis

3. Terdapat kolom dengan value yang perlu diperhatikan, yaitu kolom Marital_Status dan Education karena memiliki kategori terlalu bervariasi, selain itu pada kolom Year_Birth kurang valid untuk data minnya yang terlalu jauh .

```
# Check Value for each Columns -- Check Invalid Data

for x in df.columns.to_list() :
  print(x + '=')
  print(df[x].sort_values().unique())
  print('')
```

```
ID=
[    0     1     9 ... 11187 11188 11191]

Year_Birth=
[1893 1899 1900 1940 1941 1943 1944 1945 1946 1947 1948 1949 1950 1951
 1952 1953 1954 1955 1956 1957 1958 1959 1960 1961 1962 1963 1964 1965
 1966 1967 1968 1969 1970 1971 1972 1973 1974 1975 1976 1977 1978 1979
 1980 1981 1982 1983 1984 1985 1986 1987 1988 1989 1990 1991 1992 1993
 1994 1995 1996]

Education=
['2n Cycle' 'Basic' 'Graduation' 'Master' 'PhD']

Marital_Status=
['Absurd' 'Alone' 'Divorced' 'Married' 'Single' 'Together' 'Widow' 'YOLO']

Income=
[  1730.   2447.   3502. ... 160803. 162397. 666666.]
```

```
#categorized each column based on num or cat data type, column that has only 1 unique value (Z_CostContact and Z_Revenue) is not categorized
cats = ["Education", "Marital_Status", "Kidhome", "Teenhome","AcceptedCmp3", "AcceptedCmp4", "AcceptedCmp5",
        "AcceptedCmp1", "AcceptedCmp2", "Complain", "Response"]
num = ['ID', 'Year_Birth', 'Income', 'Recency', 'MntWines', 'MntFruits', 'MntMeatProducts', 'MntFishProducts',
       'MntSweetProducts','MntGoldProds','NumDealsPurchases','NumWebPurchases','NumCatalogPurchases',
       'NumStorePurchases','NumWebVisitsMonth']
product = ['MntWines', 'MntFruits', 'MntMeatProducts', 'MntFishProducts', 'MntSweetProducts','MntGoldProds']
purchase = ['NumWebPurchases','NumCatalogPurchases','NumStorePurchases']
```

```
df[num].describe()
```

	ID	Year_Birth	Income	Recency	MntWines	MntFruits	MntMeatProducts	MntFishProducts	MntSweetProducts	MntGoldProds	NumDe
count	2216.000000	2216.000000	2216.000000	2216.000000	2216.000000	2216.000000	2216.000000	2216.000000	2216.000000	2216.000000	
mean	5588.353339	1968.820397	52247.251354	49.012635	305.091606	26.356047	166.995939	37.637635	27.028881	43.965253	
std	3249.376275	11.985554	25173.076661	28.948352	337.327920	39.793917	224.283273	54.752082	41.072046	51.815414	
min	0.000000	1893.000000	1730.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	2814.750000	1959.000000	35303.000000	24.000000	24.000000	2.000000	16.000000	3.000000	1.000000	9.000000	
50%	5458.500000	1970.000000	51381.500000	49.000000	174.500000	8.000000	68.000000	12.000000	8.000000	24.500000	
75%	8421.750000	1977.000000	68522.000000	74.000000	505.000000	33.000000	232.250000	50.000000	33.000000	56.000000	
max	11191.000000	1996.000000	666666.000000	99.000000	1493.000000	199.000000	1725.000000	259.000000	262.000000	321.000000	

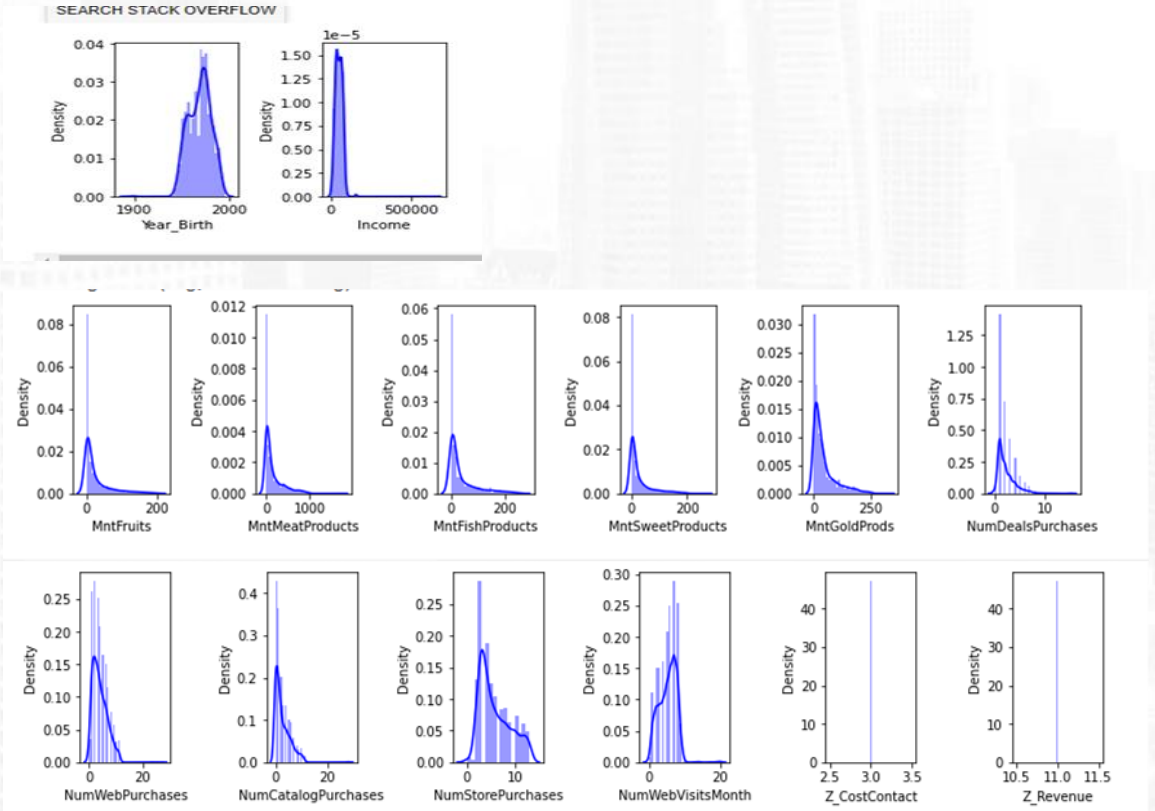
```
df[cats].describe()
```

	Education	Marital_Status	Kidhome	Teenhome	AcceptedCmp3	AcceptedCmp4	AcceptedCmp5	AcceptedCmp1	AcceptedCmp2	Complain	Response
count	2216	2216	2216	2216	2216	2216	2216	2216	2216	2216	2216
unique	5	8	3	3	2	2	2	2	2	2	2
top	Graduation	Married	no kid	no teen	didn't accept	didn't accept	didn't accept	didn't accept	didn't accept	no complain	no respond
freq	1116	857	1283	1147	2053	2052	2054	2074	2186	2195	1883

Univariate Analysis

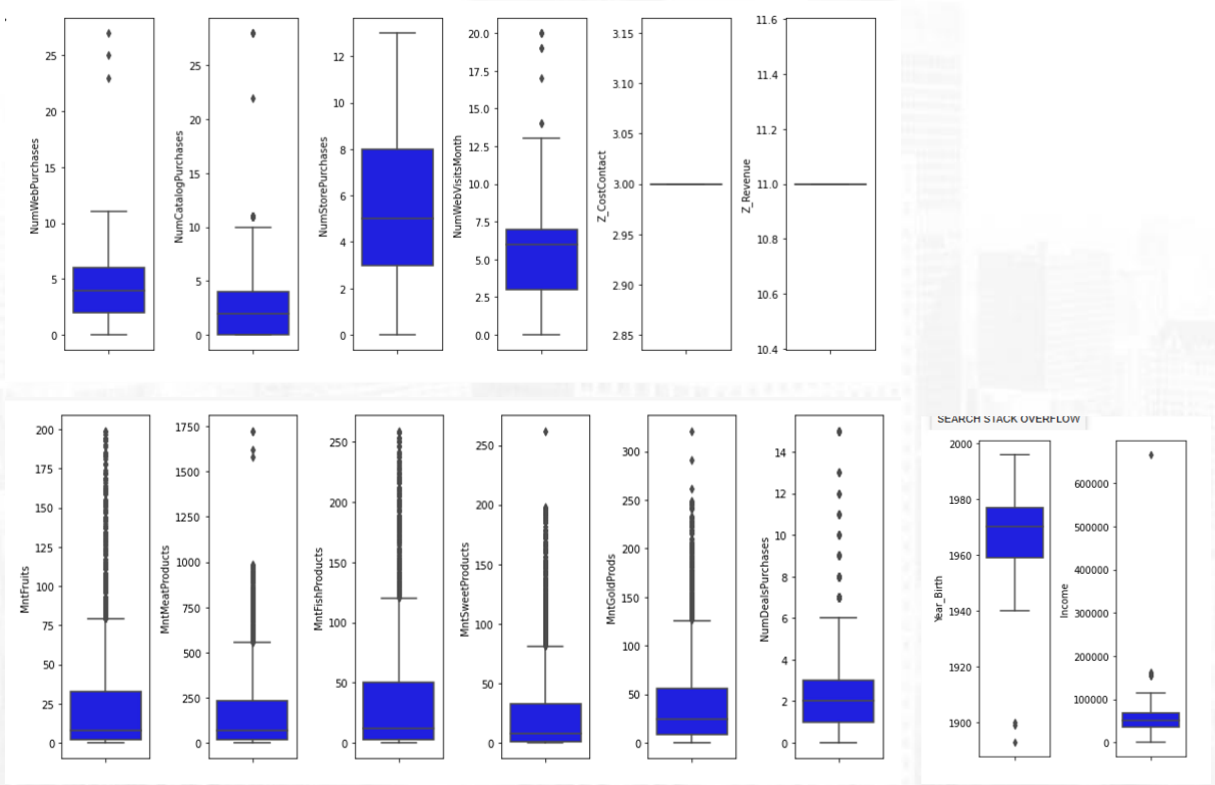
Berikut merupakan beberapa jenis distribusi data yang terdapat pada dataset:

1. Negative Skew : Year_Birth
2. Positive Skew : Income, MntWines, MntFruits, MntMeatProducts, MntFishProducts, MntSweetProducts, MntGoldProds, NumDealsPurchases, NumWebPurchases, NumCatalogPurchases, NumStorePurchases, NumWebVisitsMonth,
3. Bimodal : Teenhome, Kidhome
4. Uniform : Recency



Untuk distribusi positive skew, di proses data pre-processing akan dilakukan log transformation. Untuk distribusi negative skew, di proses data pre-processing akan dilakukan standardization. Untuk distribusi

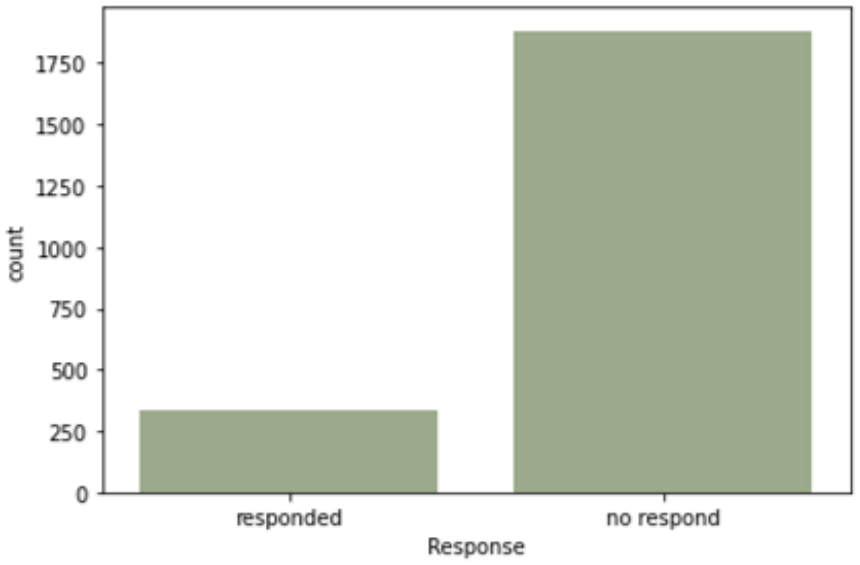
Univariate Analysis

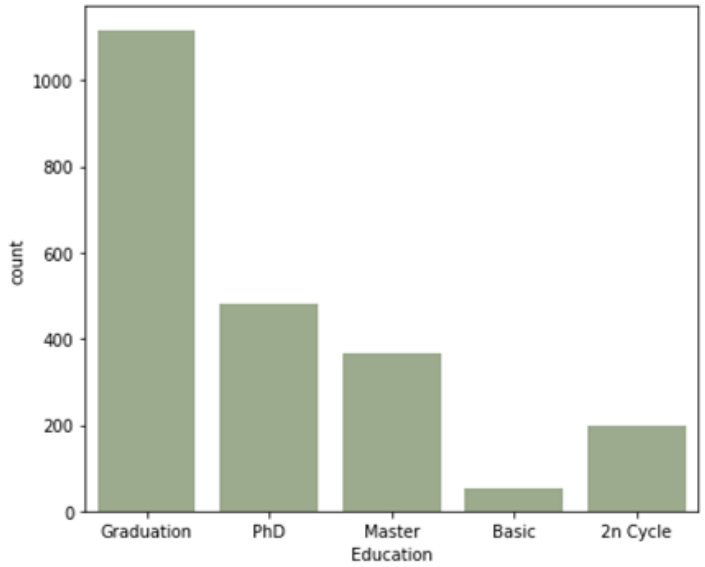


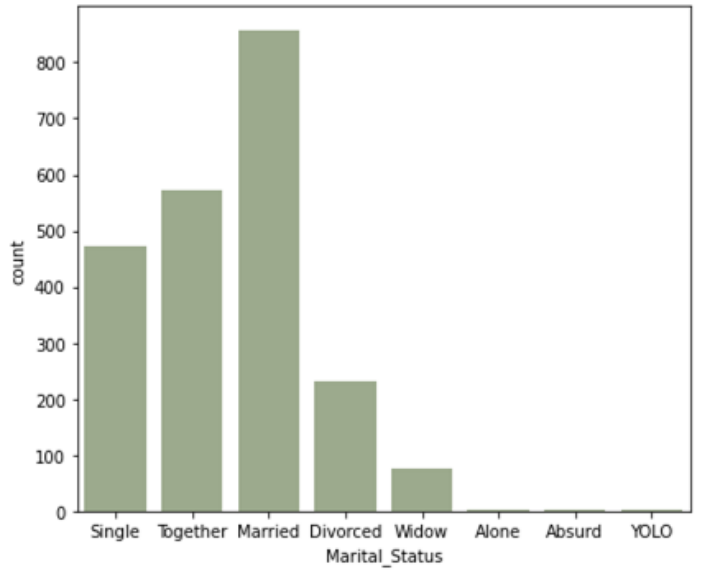
Kemudian, ditemukan outlier pada kolom Year_Birth, Income, Recency, MntWines, MntFruits, MntMeatProducts, MntFishProducts, MntSweetProducts, MntGoldProds, NumDealsPurchases, NumWebPurchases, NumWebVisitsMonth. Sehingga pada proses pre-processing, kolom yang memiliki outlier dapat dihapus berdasarkan z-score atau memakai IQR.

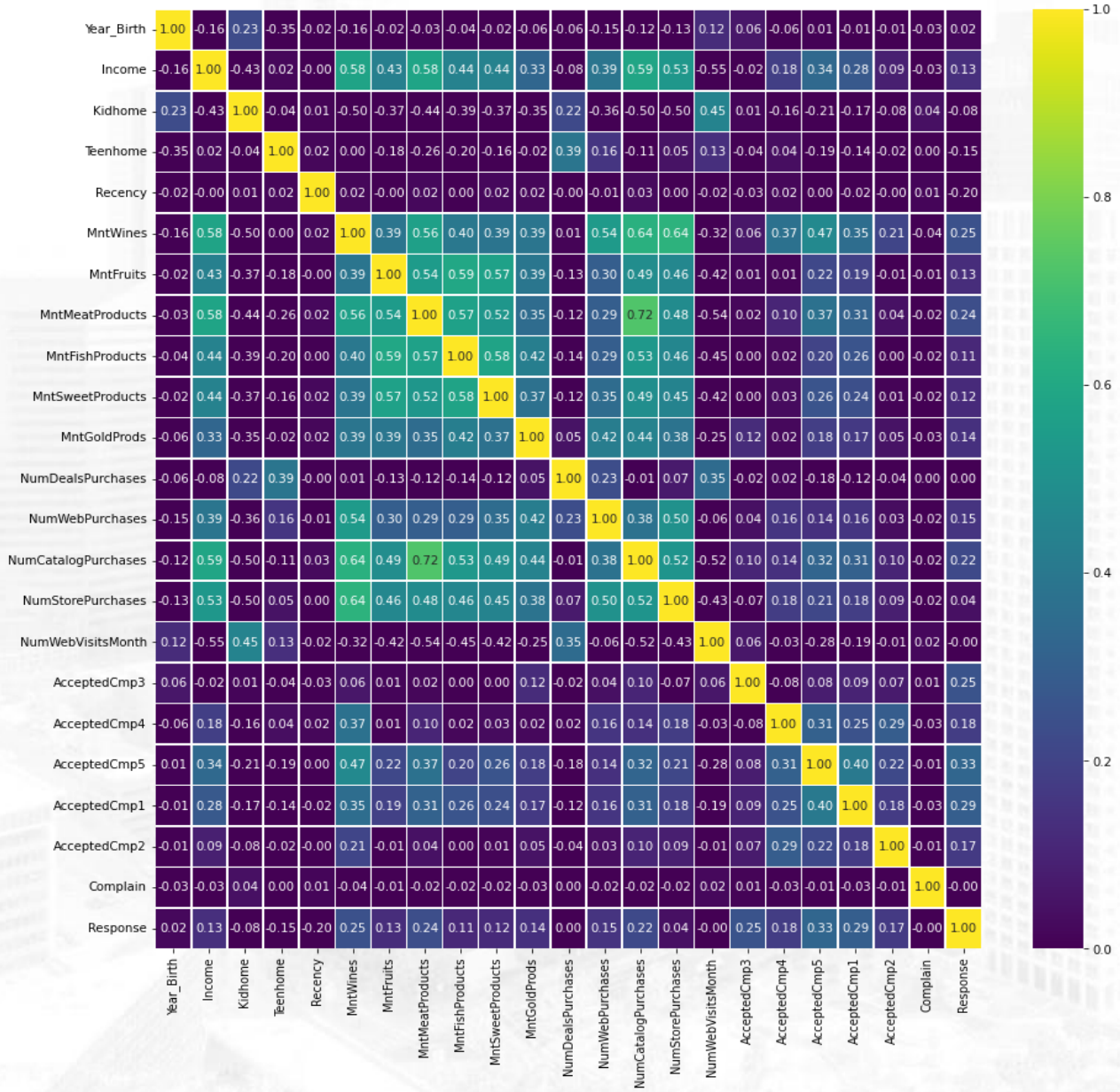
Univariate Analysis

Kemudian, untuk data target ditemukan bahwa terdapat ketimpangan sehingga pada pre-processing data dapat dilakukan over/under sampling.









Multivariate Analysis

Dari Heatmap diatas diketahui bahwa fitur yang memiliki korelasi yang cukup tinggi dengan response adalah income, mntwines, mnfruit, mntmeatproducts, mntfishproducts, mntsweetproducts, mntgoldprods, numwebpurchases, numcatalogpurchases dan acceptedcmp1-5

Dari seluruh korelasi antara feature-target, seluruhnya berada di range 0.00 sampai 0.33. Oleh karena itu, kami memutuskan untuk membuat nilai threshold di angka 0.20. Feature-feature di atas yang kami pertahankan adalah feature yang memiliki nilai korelasi >0.20.

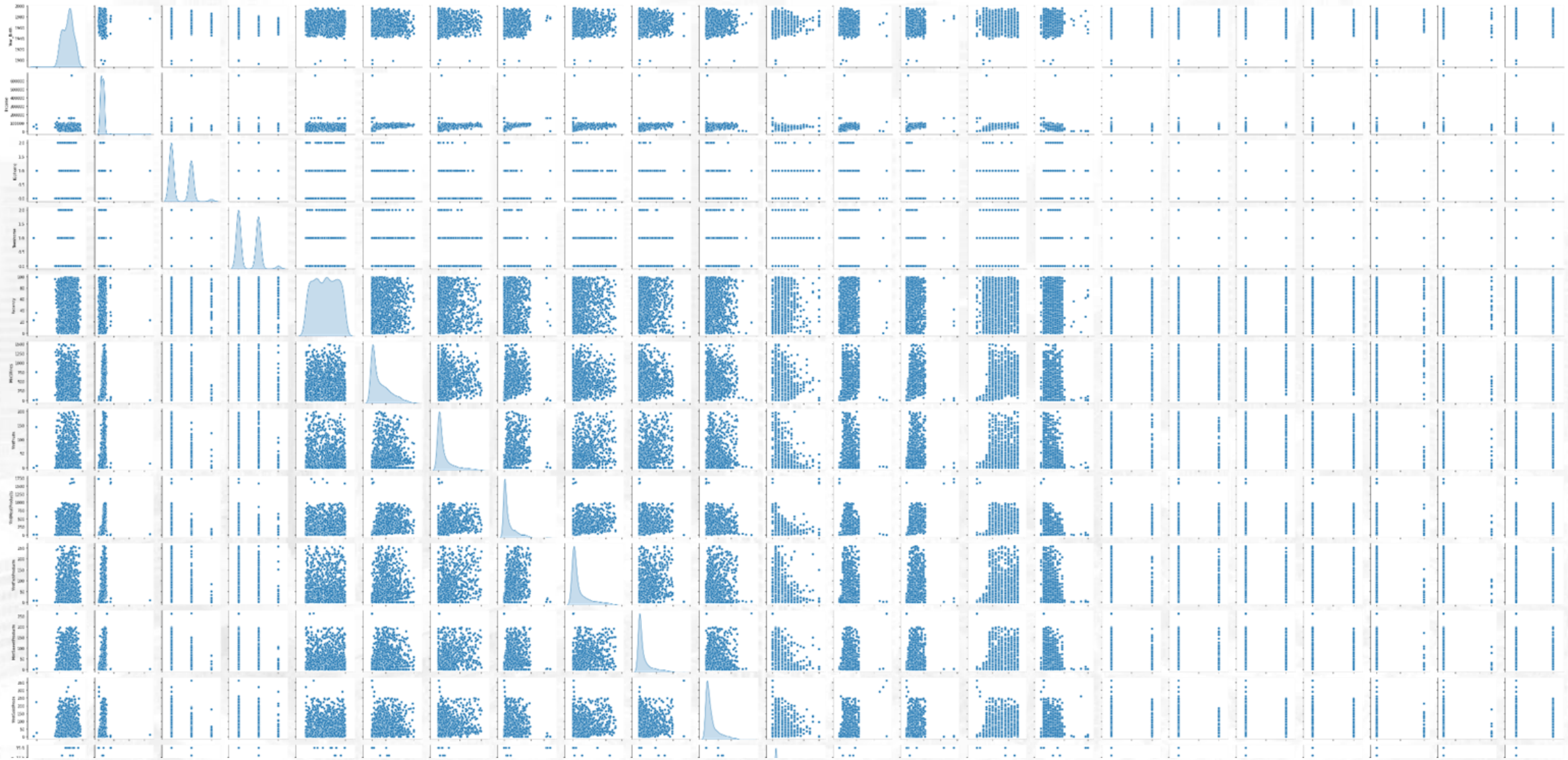
Multivariate Analysis

Berdasarkan analisa awal antar fitur yang kami lakukan terhadap fitur yang memiliki korelasi lebih tinggi dengan target, didapatkan hasil sebagai berikut:

- [Recency]: Nilai korelasi Recency dengan feature lainnya memiliki range 0.00 sampai 0.05
- [MntWines]: Berikut adalah feature yang berkorelasi dengan MntWines: Income(0.58), NumCatalogPurchases(0.64), NumStorePurchases(0.64)
- [MntMeatProducts]: Berikut adalah feature yang berkorelasi dengan MntMeatProducts: NumCatalogPurchases(0.72), Income(0.58), MntWines(0.56)
- [NumCatalogPurchases]: Berikut adalah feature yang berkorelasi dengan NumCatalogPurchases: MntMeatProducts(0.72), MntWines(0.64),Income(0.59)
- [AcceptedCmp3]: Berikut adalah feature yang berkorelasi dengan AcceptedCmp3: MntGoldProducts(0.12)
- [AcceptedCmp5]: Berikut adalah feature yang berkorelasi dengan AcceptedCmp5: MntWines(0.47), MntMeatProducts(0.37), Income(0.34)
- [AcceptedCmp1]: Berikut adalah feature yang berkorelasi dengan AcceptedCmp1: AcceptedCmp5(0.40), MntWines(0.35), MntMeatProducts(0.31), NumCatalogPurchases(0.31)

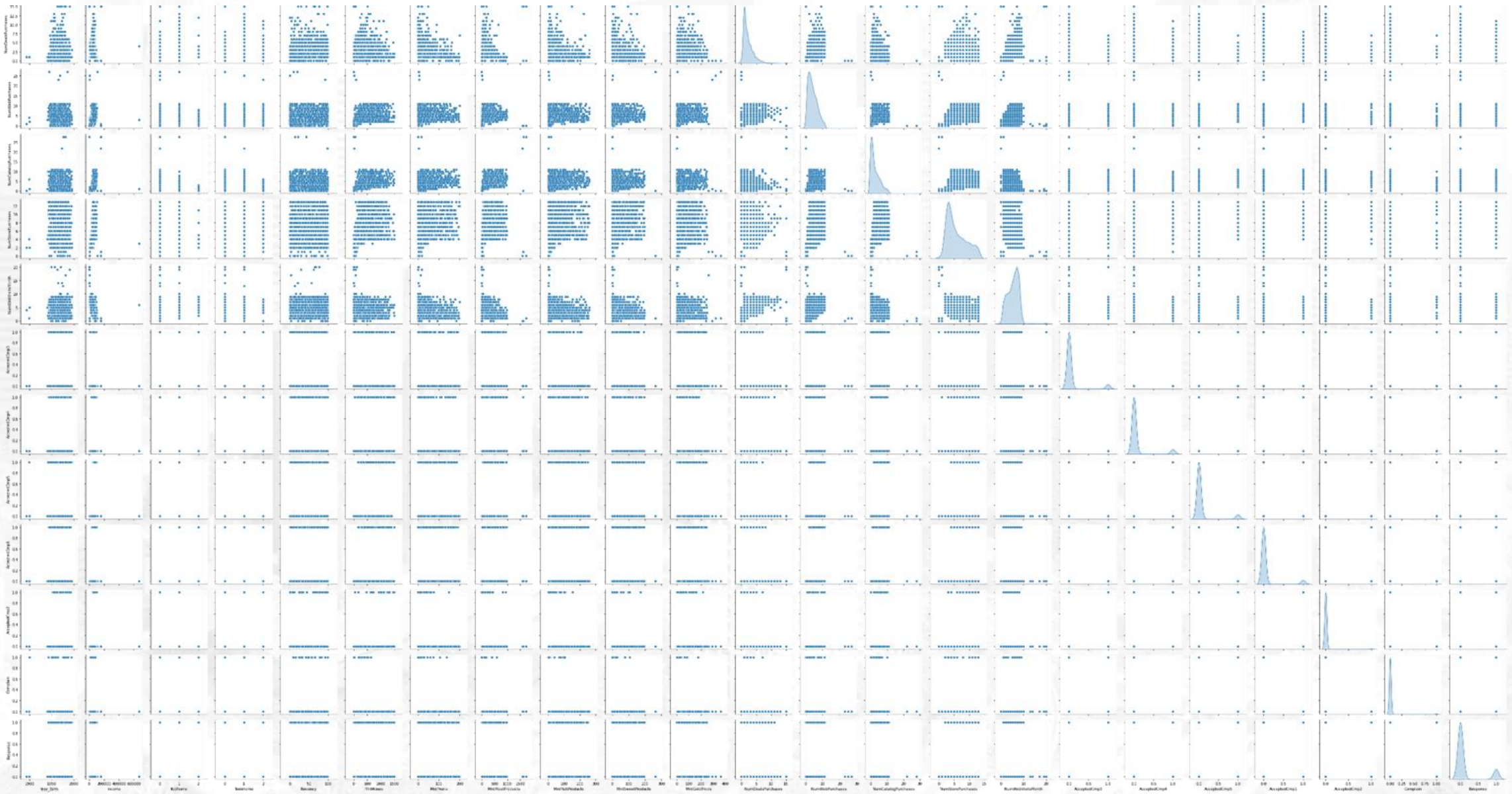
Dari hasil tersebut, kemungkinan besar nantinya akan kami gunakan sebagai fitur prioritas dalam keputusan penentuan indikator pendukung untuk pengkategorisasian customer mana yang layak diberikan campaign.

Multivariate Analysis

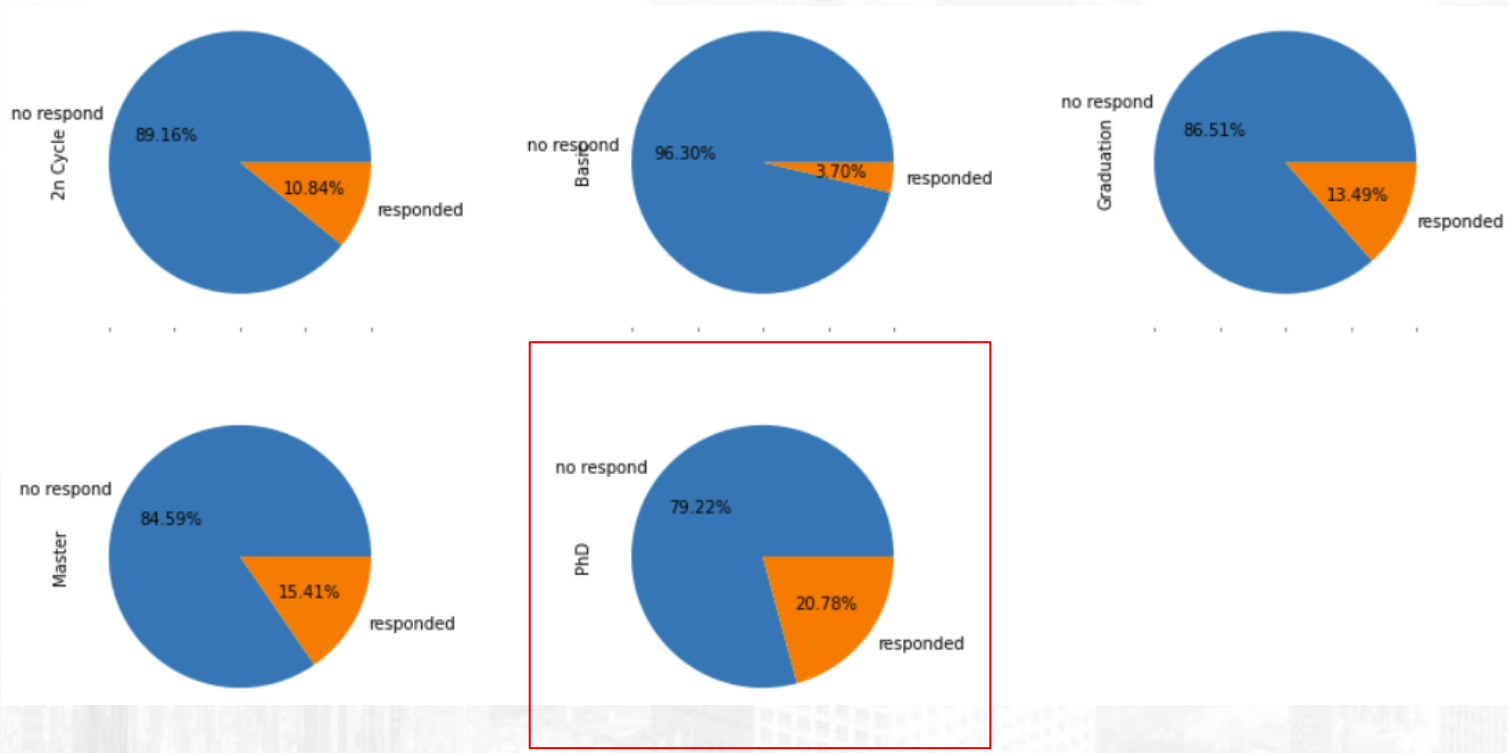


Multivariate Analysis

Rakamin Academy

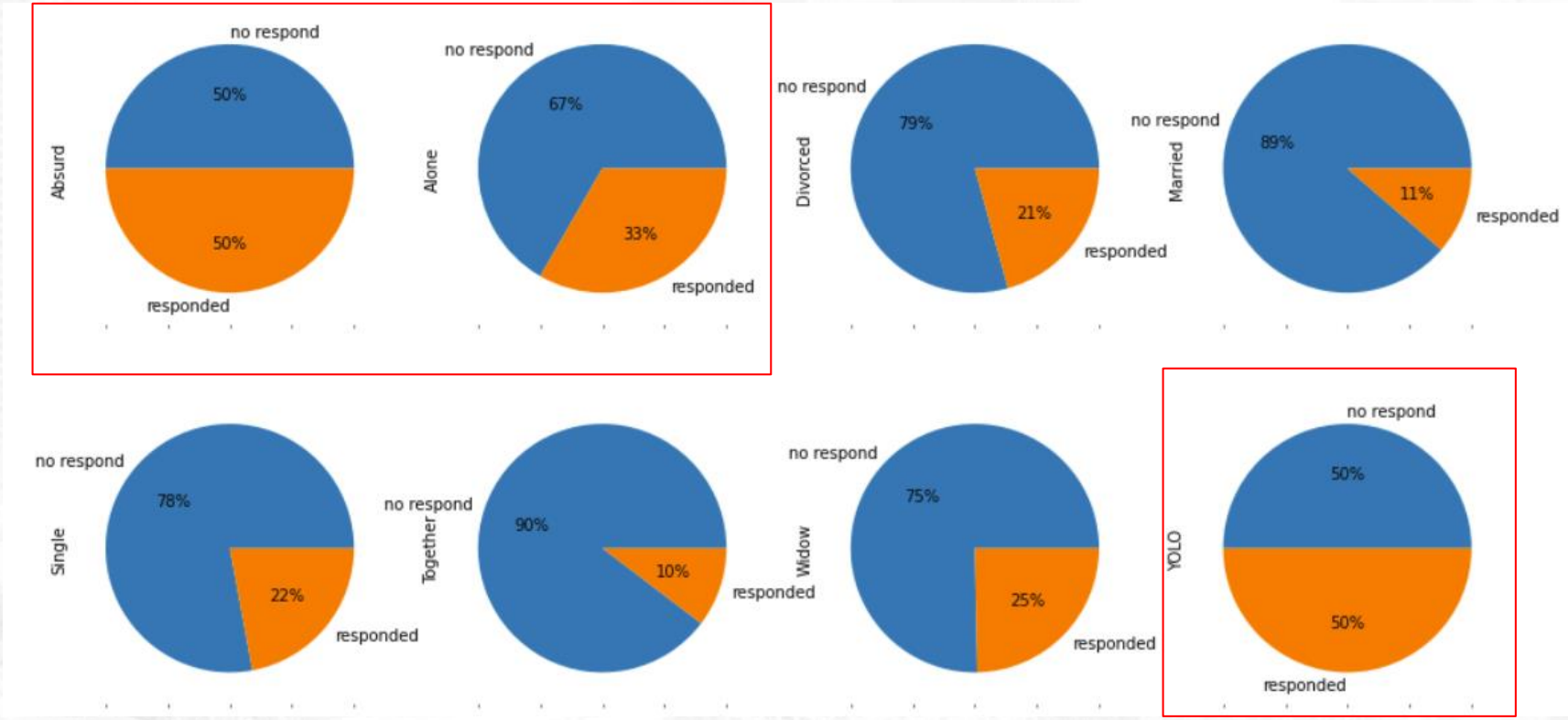


Business Insight



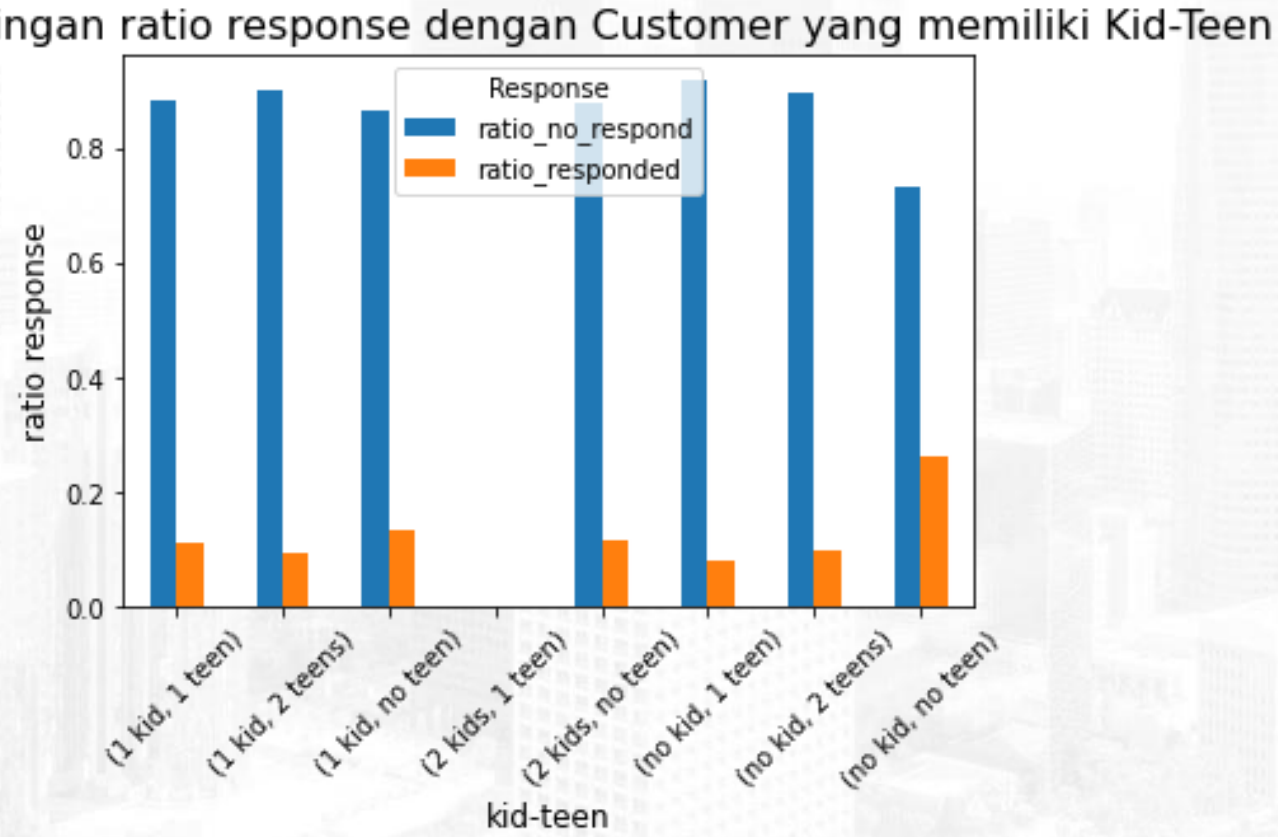
Dari visualisasi Juga dapat dilihat bahwa customer yang merespon terbanyak berasal dari customer yang memiliki edukasi PhD (20.78%), disusul dengan Master

Business Insight



Dari visualisasi piechart Marital Status, dapat dilihat bahwa customer yang merespon terbanyak berasal dari customer yang berstatus Absurd (50%) dan Yolo(50%), disusul dengan Alone(33%) dan Widow (25%), sehingga marketing team dapat memfokuskan campaign ke customer "Absurd" dan "Yolo".

Business Insight



Dari visualisasi kidhome dan teenhome, dapat dilihat bahwa customer yang merespon terbanyak berasal dari customer yang tidak mempunyai anak dan tidak mempunyai remaja (0.265403), sehingga marketing team dapat memfokuskan campaign ke customer yang tidak mempunyai anak dan tidak mempunyai remaja.

Next Improvement

Selain dari tiga business insight tersebut, kami juga memiliki satu buah insight lagi berupa sebuah trend suatu product yang memiliki korelasi kuat (Gold, Meat, dan Wines) terhadap campaign 1 sampai dengan campaign 5. Kemudian, hasil dari visualisasi insight tersebut nantinya dapat digunakan oleh perusahaan untuk memprioritaskan produk mana yang akan dijual atau dipromosikan guna menarik jumlah customer. Sehingga diharapkan dengan adanya kenaikan jumlah customer tersebut, jumlah revenue perusahaan pun dapat bertambah

Namun dikarenakan keterbatasan waktu, kami belum sempat membuat visualisasi insight terakhir tersebut dan berencana untuk menjadikannya sebagai salah satu next improvement.

Rakamin Academy

Stage 2

Data Pre-Processing

Data Pre Processing

Data Cleansing - Handle missing values

Berdasarkan hasil pengecekan data, dapat diketahui bahwa **terdapat missing values sebanyak 24 baris** pada kolom income. Dan dikarenakan jumlahnya tersebut masih dibawah 10%, maka kami memutuskan untuk melakukan **handling berupa penghapusan data** (Drop).

```
# check missing value

df.isna().sum()
```

```
ID                0
Year_Birth        0
Education         0
Marital_Status    0
Income           24
```

```
#deleting rows with missing value
df.dropna(inplace = True)
df.info()
```

Data Cleansing - Handle duplicated data

Berdasarkan hasil pengecekan, **tidak terdapat data duplikat** sama sekali pada dataset. Sehingga kami **tidak perlu melakukan handling duplicated data**

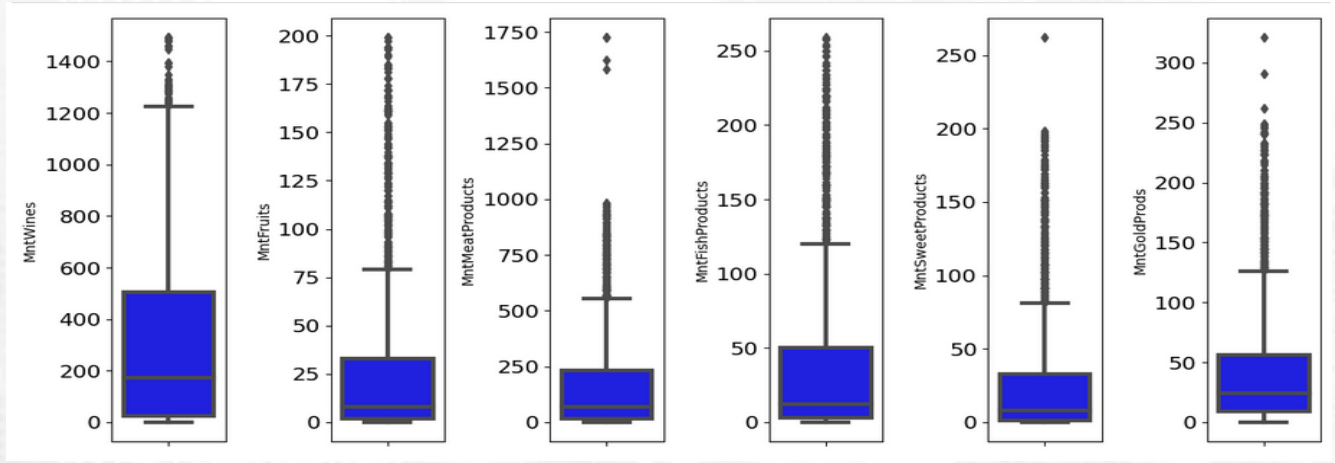
```
#check any duplicated
df.duplicated().any()
```

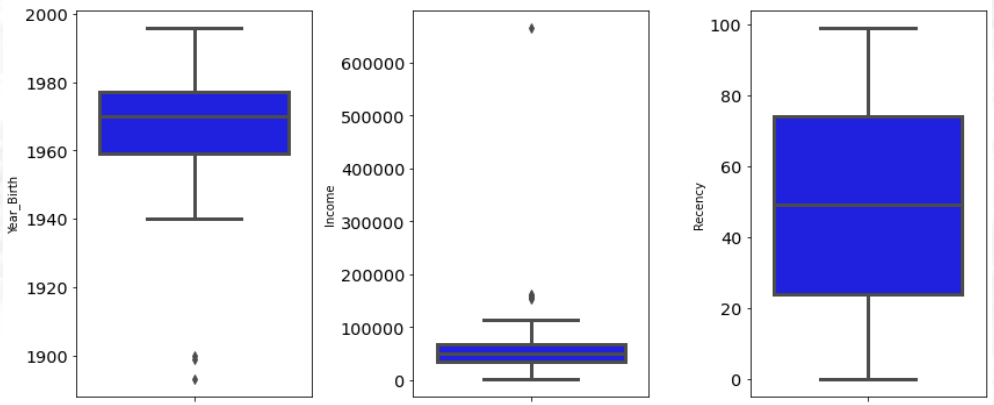
```
False
```

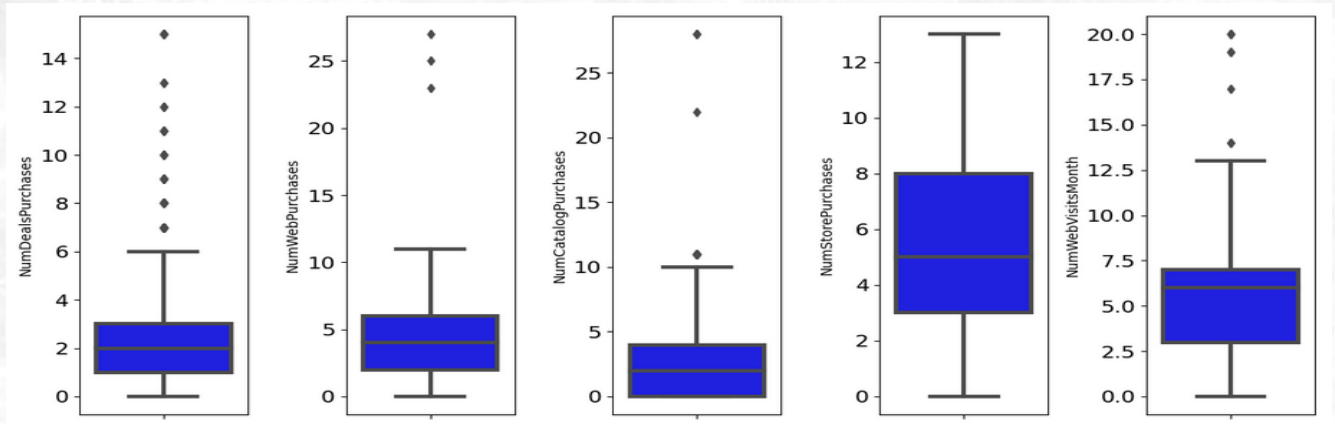
Data Pre Processing

Data Cleansing - Handle outliers

Pengecekan awal untuk mengetahui apakah ada outlier pada data kolom Year_Birth, Income, Recency, MntWines, MntFruits, MntMeatProducts, MntFishProducts, MntSweetProducts, MntGoldProds, NumDealsPurchases, NumWebPurchases, NumCatalogPurchases, dan NumWebVisitsMont.







Data Pre Processing

Data Cleansing - Handle outliers

Berdasarkan hasil pengecekan tersebut, dapat diketahui bahwa terdapat outlier pada beberapa kolom. Sehingga kami memutuskan untuk menghilangkan outlier tersebut dengan menggunakan Z-Score. Hal ini kami pilih karena penggunaan metode **Z-Score dianggap lebih akurat** dan pada kasus kami **data yang dihilangkan tidak lebih dari 30%.**

Remove Outliers berdasarkan Z-score

```
print(f'jumlah baris sebelum memfilter outlier: {len(df)}')

filtered_enteries = np.array([True] * len (df))

for col in ['Income', 'Year_Birth', 'Recency', 'MntWines', 'MntFruits', 'MntMeatProducts', 'MntFishProducts', 'MntSweetProducts',
    zscore = abs(stats.zscore(df[col]))
    filtered_enteries = (zscore < 3) & filtered_enteries

df = df[filtered_enteries]

print(f'jumlah baris sesudah memfilter outlier: {len(df)}')
```

```
jumlah baris sebelum memfilter outlier: 2216
jumlah baris sesudah memfilter outlier: 1953
```

VS

Remove Outliers berdasarkan IQR

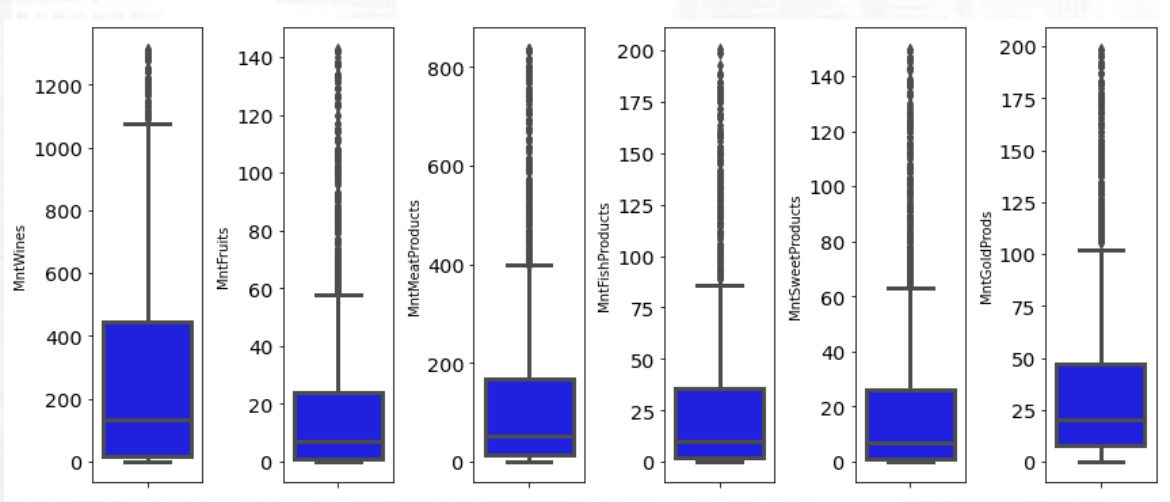
```
[ ] df_iqr = pd.read_csv('https://drive.google.com/uc?export=download&id=1COZvOVdb_6kX_MkunW2-EsZdOymIFmeS', delimiter = ';')
    df_iqr.dropna(inplace = True)

    outliers = ['Year_Birth','Income','MntWines','MntFruits', 'MntMeatProducts', 'MntFishProducts', 'MntSweetProducts',
                'MntGoldProds', 'NumDealsPurchases','NumWebPurchases', 'NumCatalogPurchases', 'NumWebVisitsMonth']

    print(f'Jumlah baris sebelum filtering outlier: {len(df_iqr)}')

    filtered_entries = np.array([True] * len(df_iqr))

    for i in outliers:
        Q1 = df_iqr[i].quantile(0.25)
        Q3 = df_iqr[i].quantile(0.75)
        IQR = Q3 - Q1
        low_limit = Q1 - (IQR * 1.5)
        high_limit = Q3 + (IQR * 1.5)

        filtered_entries = ((df_iqr[i] >= low_limit) & (df_iqr[i] <= high_limit)) & filtered_entries

    df_iqr = df_iqr[filtered_entries]

    print(f'Jumlah baris setelah filtering outlier: {len(df_iqr)}')
```

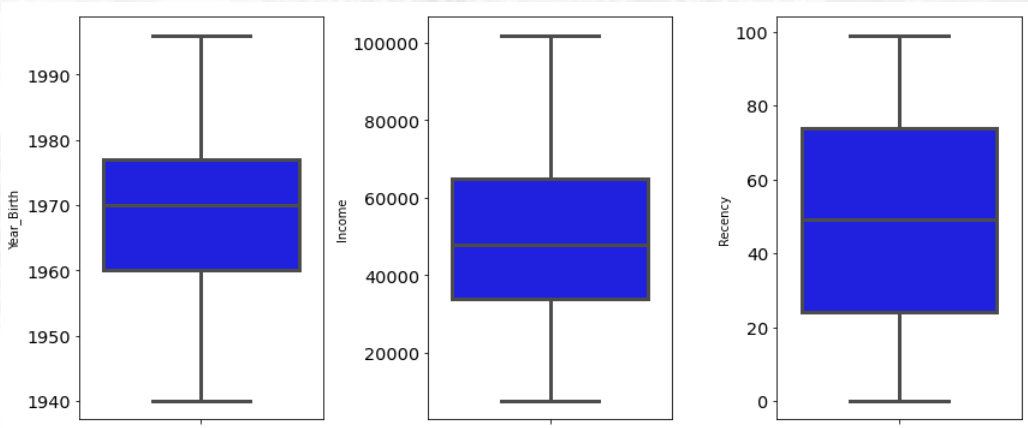
```
Jumlah baris sebelum filtering outlier: 2216
Jumlah baris setelah filtering outlier: 1506
```

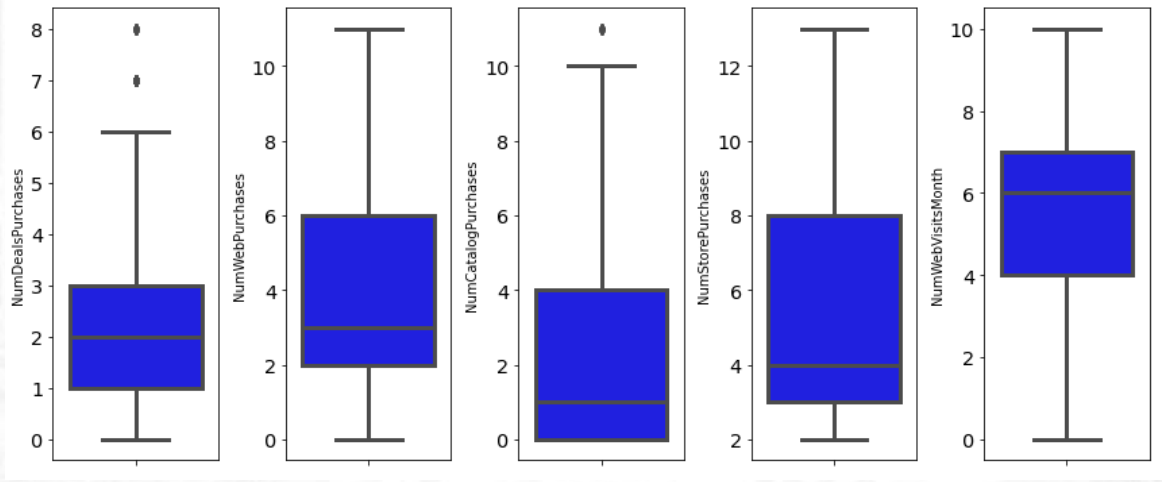
Data Pre Processing

Data Cleansing - Handle outliers

Berdasarkan gambar boxplot yang kami tampilkan, dapat diketahui bahwa outlier sudah terminimalisir dengan baik pada setiap data.



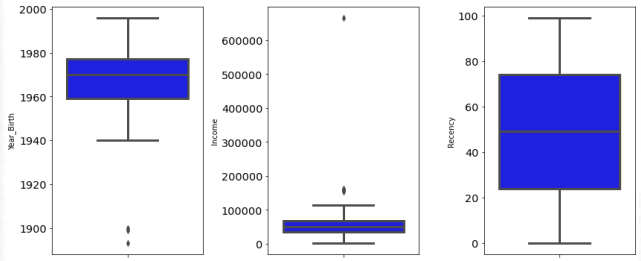


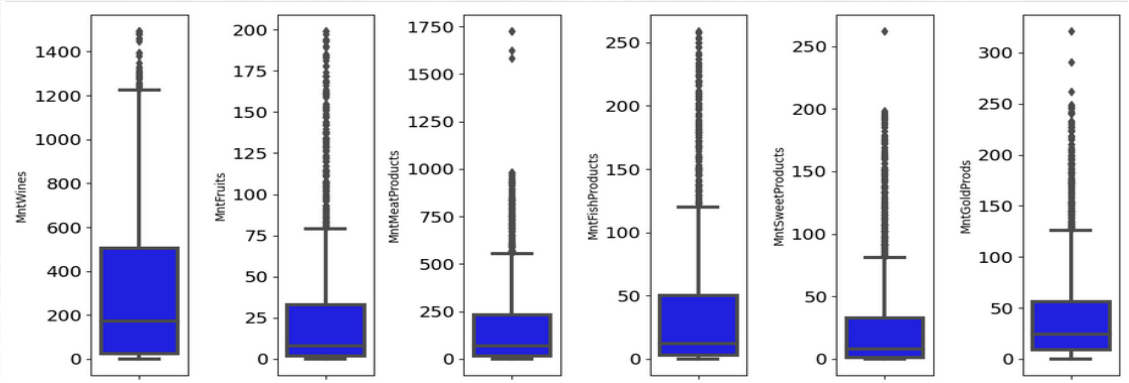


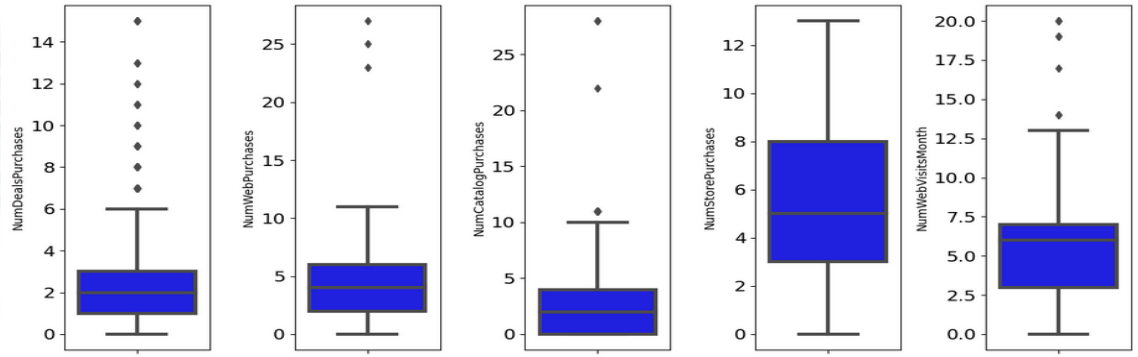
Data Pre Processing

Rakamin Academy

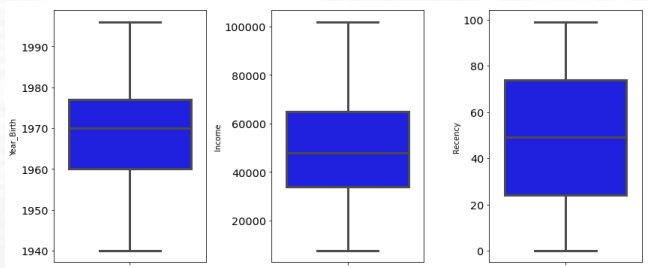
BEFORE

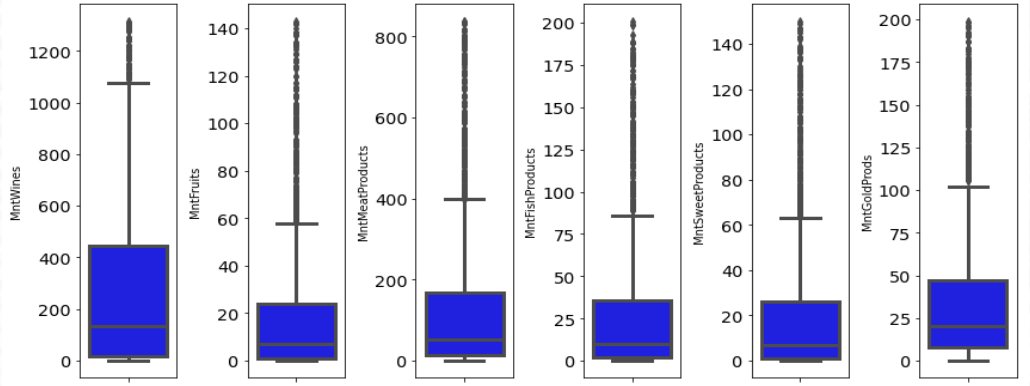


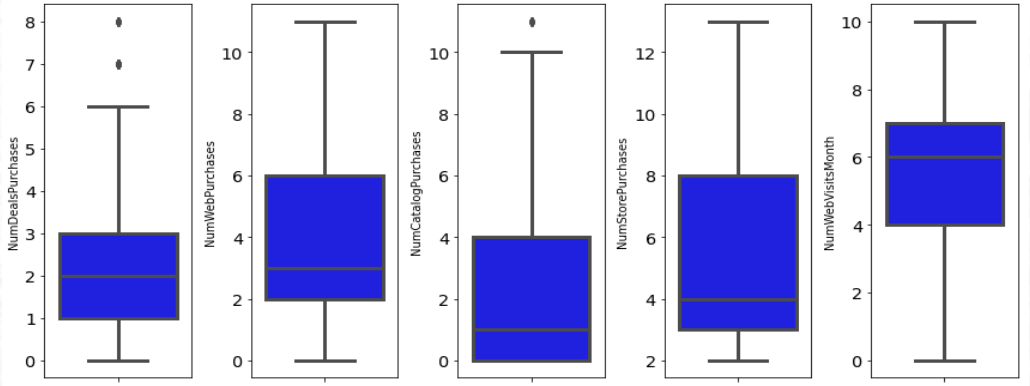




AFTER







Data Pre Processing

Data Cleansing - Feature Transformation

Pada feture transformation, dilakukan log transformation untuk memperkecil range pada beberpa kolom MntWines, MntFruits, MntMeatProducts, MntFishProducts, MntSweetProducts, MntGoldProds, NumDealsPurchases, NumWebPurchases, NumCatalogPurchases

Menggunakan Code

```
# log transformation for positively skewed features
plt.figure(figsize=(20,20))
for i in range(0, len(positive_skewed)):
    plt.subplot(6, 2, i+1)
    sns.kdeplot(np.log(df[positive_skewed[i]]), color='blue')
    plt.tight_layout()
```

Before

```
positive_skewed = ['MntWines','MntFruits', 'MntMeatProducts', 'MntFishProducts', 'MntSweetProducts', 'MntGoldProds',
                   'NumDealsPurchases','NumWebPurchases', 'NumCatalogPurchases']

# check skewness value
for i in positive_skewed:
    skewness = df[i].skew(axis=0, skipna=True)
    print('skewness feature',i,'adalah', skewness)
```

```
skewness feature MntWines adalah 1.2704786643137906
skewness feature MntFruits adalah 2.108011346690099
skewness feature MntMeatProducts adalah 1.9170849507890875
skewness feature MntFishProducts adalah 1.965486056831826
skewness feature MntSweetProducts adalah 2.101542394722874
skewness feature MntGoldProds adalah 1.758032451602574
skewness feature NumDealsPurchases adalah 1.31591642250104
skewness feature NumWebPurchases adalah 0.7869758319537213
skewness feature NumCatalogPurchases adalah 1.348368752280952
```

After

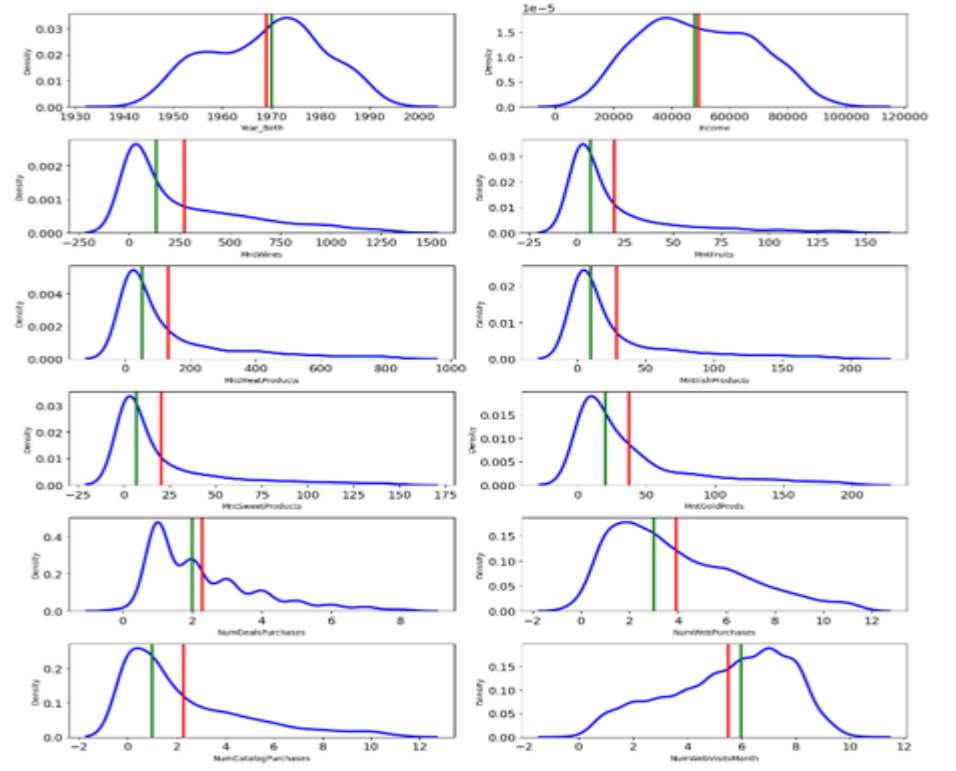
```
[ ]  # check skewness value
     for i in positive_skewed:
         skewness = np.log(df[i].skew(axis=0, skipna=True))
         print('skewness feature',i,'adalah', skewness)
```

```
skewness feature MntWines adalah 0.2393937304956276
skewness feature MntFruits adalah 0.745745013344942
skewness feature MntMeatProducts adalah 0.6508057775256199
skewness feature MntFishProducts adalah 0.6757395718998083
skewness feature MntSweetProducts adalah 0.7426715488131432
skewness feature MntGoldProds adalah 0.5641952584797426
skewness feature NumDealsPurchases adalah 0.27453332214854864
skewness feature NumWebPurchases adalah -0.2395577401166722
skewness feature NumCatalogPurchases adalah 0.2988955301853037
```

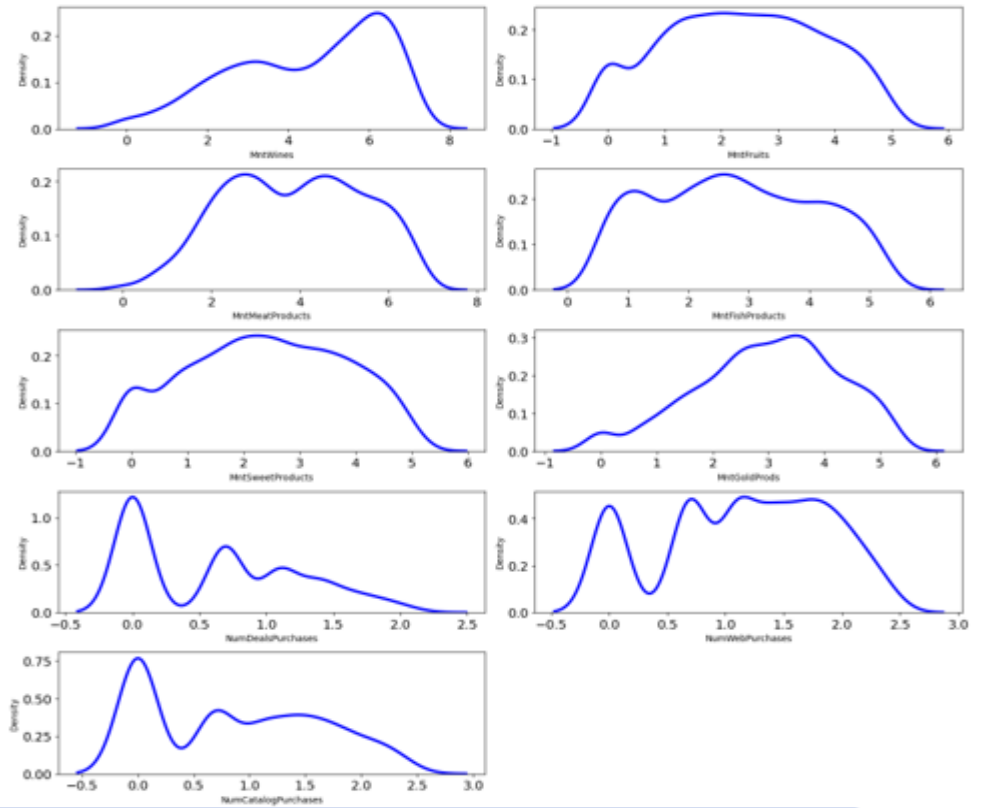
Data Pre Processing

Feature transformation

Sebelum dilakukan log transformation, hampir setiap kolom memiliki range data yg besar, seperti pada gambar dibawah ini.



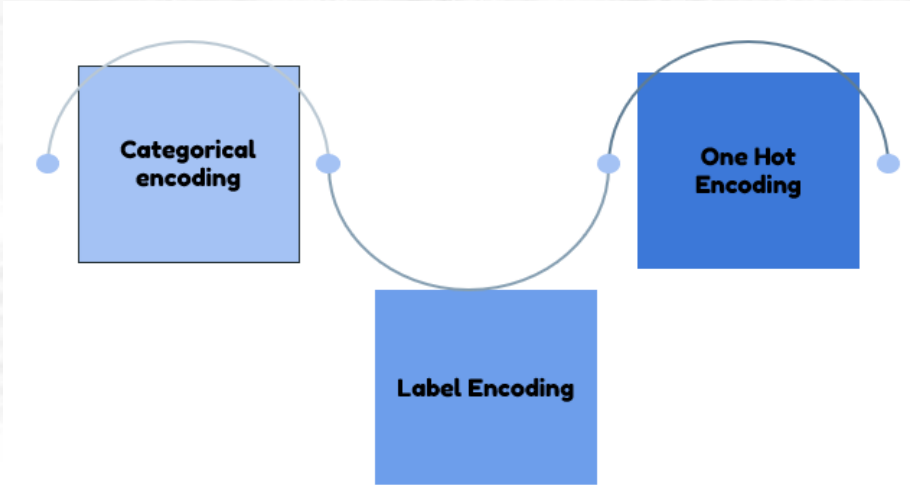
Setelah dilakukan log transformation, setiap kolom memiliki range data yg kecil, seperti pada gambar dibawah ini.



Data Pre Processing

Data Cleansing - Feature encoding

Feature encoding dilakukan mulai dari categorical encoding, label encoding dan one hot encoding. Kolom marital status dan education akan dilakukan feture encoding dengan **mengubah data categorical menjadi numerical.**



Code feture encoding Marital_Status dan Edcuation

```
mapping_marital = {
    'Absurd' : 0,
    'Alone' : 0,
    'Divorced' : 0,
    'Single' : 0,
    'Widow' : 0,
    'YOLO' : 0,
    'Together' : 1,
    'Married' : 1
}
df['Marital_Status'] = df['Marital_Status'].map(mapping_marital)
df.head()
```

```
mapping_education = {
    'Basic' : 0,
    'Graduation' : 1,
    'Master' : 2,
    '2n Cycle' : 2,
    'PhD' : 3
}
df['Education'] = df['Education'].map(mapping_education)
df
```

```
#menggabungkan value pada kolom education
df.Education = df.Education.apply(lambda x : "Master" if (x=="2n Cycle") else x)

#One Hot Encoding
prefix_educ = pd.get_dummies(df['Education'], prefix='is')

df = df.join(prefix_educ)
df
```

Data Pre Processing

Feature Extraction

Pada feature extraction, terdapat 9 feature yaitu:

- **primer_purchase** & **tersier_purchase**
  Fitur yang menggabungkan kolom product purchases ke dalam 2 golongan, yaitu primer dan tersier.
- **total_accepted_campaign**
  Fitur yang menggabungkan acceptedcmp 1 - 5. Fitur ini dibuat untuk melihat intensitas customer dalam accepting campaign.
- **total_revenue**
  Fitur yang dibuat dengan menjumlahkan total acceptence customer pada keseluruhan campaign dengan jumlah revenue per accepted campaign.
- **total_spent**
  Fitur yang menggabungkan total pembelian pada keseluruhan produk untuk merekap total pengeluaran yang telah dilakukan.
- **total_order**
  Fitur yang berisikan summary dari total purchases atau order yang telah dilakukan oleh pelanggan dari berbagai metode purchases.

Data Pre Processing

Feature Extraction

Pada feature extraction, terdapat 9 feature yaitu:

- **month_customer**
  Fitur bulan dimana customer mulai enroll/ register ke marketing campaign.
- **age_category**
  Fitur yang mengkategorisasikan customer ke dalam 3 kelompok umur, yaitu: Elderly (2), Middle Age (1), dan Young (0).
- **income_category**
  Fitur yang mengkategorisasikan customer berdasarkan pendapatannya ke dalam 3 kategori, yaitu High-Income (2), Mid-Income (1), dan Low-Income (0).
- **total_dependents**
  Fitur yang menggabungkan kolom marital status, kidhome, dan teen home untuk melihat jumlah orang dalam 1 rumah yang dianggap sebagai tanggungan rumah tangga.

- Code untuk Feature Extraction

```
[ ]  # total revenue
     df['total_revenue'] = (df['AcceptedCmp1'] + df['AcceptedCmp2'] + df['AcceptedCmp3'] +
                            df['AcceptedCmp4'] + df['AcceptedCmp5']) * df['Z_Revenue']
     df[['Z_Revenue', 'total_revenue']].sample(5)
```

```
# jumlah tanggungan
df['total_dependents'] = df['Marital_Status'] + df['Kidhome'] + df['Teenhome']
df.sample(5)
```

```
# primer and tertier product
df['primer_purchase'] = df['MntFruits']+df['MntMeatProducts']+df['MntFishProducts']
df['tersier_purchase'] = df['MntWines']+df['MntSweetProducts']+df["MntGoldProds"]
df.sample(5)
```

```
# convert the date of enrolment to datetime
df['Dt_Customer'] = pd.to_datetime(df['Dt_Customer'])

# creating features from date of enrolment
df['month_customer'] = df['Dt_Customer'].apply(lambda x: x.month)

# Check the result
df.sample(5)
```

```
# total spent
df["total_spent"] = df["MntWines"]+ df["MntFruits"]+ df["MntMeatProducts"]+ df["MntFishProducts"]+ df["M
df.sample(5)
```

```
[ ]  # total accepted campaign
     df['total_accepted_campaign'] = df['AcceptedCmp1'] + df['AcceptedCmp2'] + df['AcceptedCmp3'] + df['AcceptedCmp4'] +
     df.sample(5)
```

```
# Age_category customer menurut WHO
df['age'] = 2023 - df['Year_Birth']

age_category=[]
for i in df['age']:
  if i <= 25 :
    age_category.append(0) #Young
  elif i <=45 :
    age_category.append(1) #Middle-Age
  else :
    age_category.append(2) #Elderly
df['age_category'] = age_category
df.head()
```

```
# Income
Income_category=[]
for i in df['Income']:
  if i >= df['Income'].quantile(0.75)  :
    Income_category.append(2) # High-Income
  elif i >= df['Income'].quantile(0.50) :
    Income_category.append(1) # Mid-Income
  else :
    Income_category.append(0) # Low-Income
df['Income_category'] = Income_category
df.head()
```

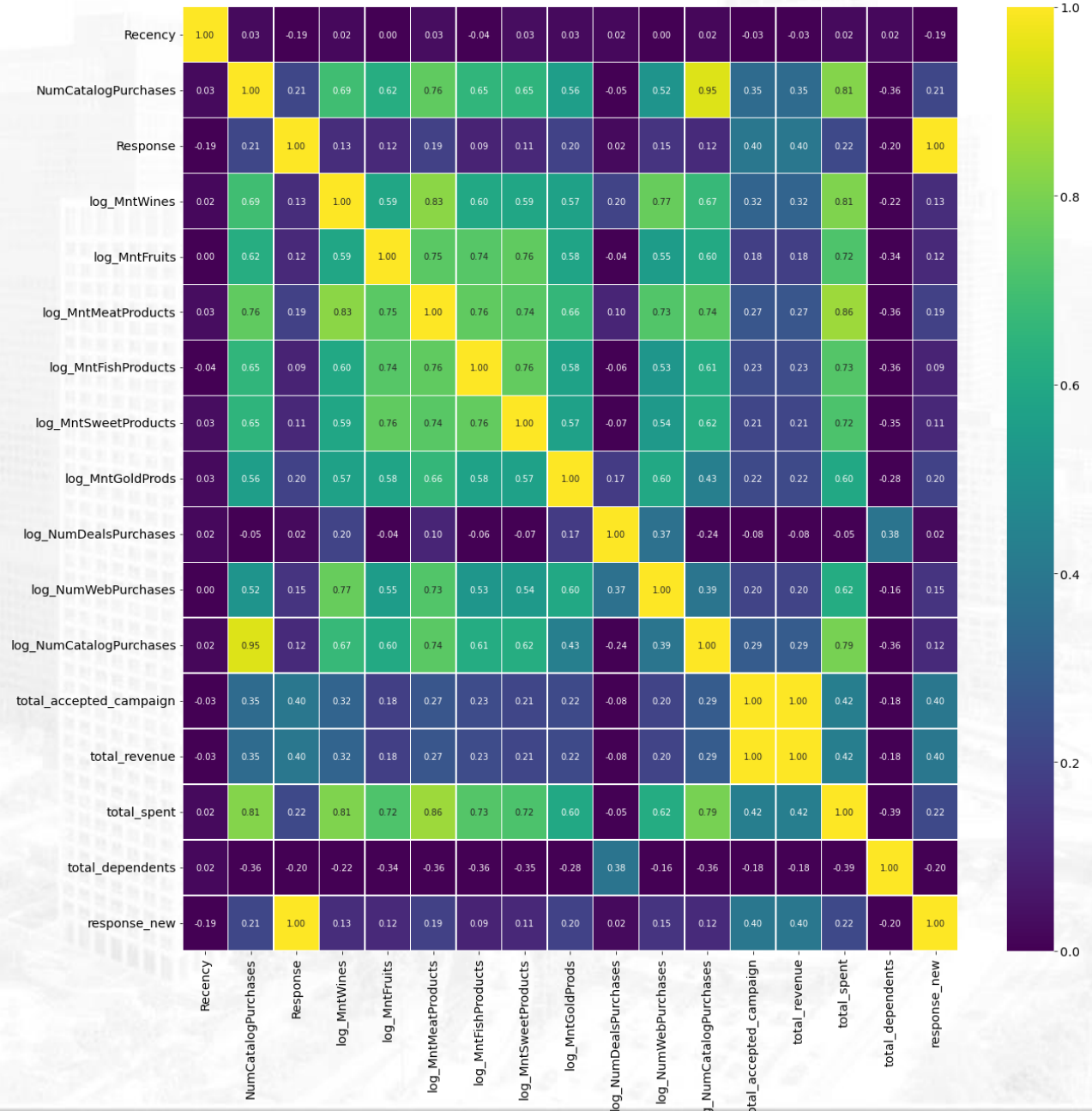
Data Pre Processing

Feature Selection

Pada feature selection semakin banyak feature akan semakin memberatkan Machine Learning. Feature yang akan dipertahankan adalah feature yang korelasinya > 0,19 dengan respons

Terdapat beberapa feature yg akan dipertahankan.

1. Nilai korelasi Recency dengan respons adalah 0,19
2. Nilai korelasi Num Catalog Purchases dengan respons adalah 0,21
3. Niilai korelasi Total accepted Campaign dengan respons adalah 0,4
4. Nilai korelasi Total Revenue dengan respons adalah 0,4
5. Nilai korelasi Total Spent dengan respons adalah 0,22
6. Nilai korelasi Family Size dengan respons adalah 0,2



Data Pre Processing - Class Imbalance

Degree Imbalance tergolong Moderate. Sehingga kami Handling dengan Oversampling, karena jumlah sample yang dipelajari oleh Model akan lebih banyak.

```
[ ] #Ratio Check for target
    df_response = df.groupby('Response').agg({'ID':'count'}).reset_index().rename(columns={'ID':'Jumlah'})
    df_response['Ratio'] = df_response['Jumlah']*100/df_response['Jumlah'].sum()
    df_response

    #degree of imbalance = moderate
```

	Response	Jumlah	Ratio
0	0	1692	86.635945
1	1	261	13.364055

```
[ ] df['response_new'] = df['Response'] > 0.8 #split dataset
    print(df['response_new'].value_counts())
```

```
False    1692
True      261
Name: response_new, dtype: int64
```

```
[ ] x = df[[col for col in df.columns if col not in ['response_new', 'Response']]].values
    y = df['response_new'].values
    print(x.shape)
    print(y.shape)
```

```
(1953, 52)
(1953,)
```

```
[ ] #use oversampling
    from imblearn import under_sampling, over_sampling
    #x_under, y_under = under_sampling.RandomUnderSampler(sampling_strategy=1).fit_resample(x,y)
    x_over, y_over = over_sampling.RandomOverSampler().fit_resample(x,y)
    #x_over_SMOTE, y_over_SMOTE = over_sampling.SMOTE().fit_resample(x,y)
```

Output

```
[ ] print(pd.Series(y).value_counts())
    print(pd.Series(y_over).value_counts())
    #print(pd.Series(y_under).value_counts())
```

```
False    1692
True      261
dtype: int64
True     1692
False    1692
dtype: int64
```

Feature Tambahan

1. Area/ Region
Lokasi tempat tinggal customer dapat mempengaruhi tingkat respon customer terhadap pembelian barang. Semakin dekat tempat tinggal mereka dengan pusat kota, kemungkinan semakin sedikit yang merespon dikarenakan banyaknya kompetisi campaign dari market lainnya di sekitar kota.

2. Time call
Waktu ketika ditelepon: pada saat jam kerja atau jam istirahat.

3. Day call
Hari ketika ditelepon: weekend/ weekday.

4. Payment method
Metode pembayaran yang digunakan untuk membeli barang: credit card / COD / Bank transfer / emoney. Customer yang memakai metode credit card, kemungkinan tingkat respon dapat lebih tinggi daripada metode pembayaran lainnya.

5. Job position
Jenis pekerjaan customer dapat mempengaruhi tingkat respon campaign: student / professional / unemployed.

Rakamin Academy

[Link GDrive - Halcyon]

[Link Github - Halcyon]