Rakamin Academy

4 Tech - Stage 1

Dokumen Laporan Final Project

(dipresentasikan setiap sesi mentoring)

Dataset

```
RangeIndex: 21000 entries, 0 to 20999
Data columns (total 25 columns):
 #   Column                      Non-Null Count  Dtype
---  ------                      --------------  -----
 0   ID                          21000 non-null  int64
 1   LIMIT_BAL                   21000 non-null  int64
 2   SEX                         21000 non-null  int64
 3   EDUCATION                   21000 non-null  int64
 4   MARRIAGE                    21000 non-null  int64
 5   AGE                         21000 non-null  int64
 6   PAY_0                       21000 non-null  int64
 7   PAY_2                       21000 non-null  int64
 8   PAY_3                       21000 non-null  int64
 9   PAY_4                       21000 non-null  int64
 10  PAY_5                       21000 non-null  int64
 11  PAY_6                       21000 non-null  int64
 12  BILL_AMT1                   21000 non-null  int64
 13  BILL_AMT2                   21000 non-null  int64
 14  BILL_AMT3                   21000 non-null  int64
 15  BILL_AMT4                   21000 non-null  int64
 16  BILL_AMT5                   21000 non-null  int64
 17  BILL_AMT6                   21000 non-null  int64
 18  PAY_AMT1                    21000 non-null  int64
 19  PAY_AMT2                    21000 non-null  int64
 20  PAY_AMT3                    21000 non-null  int64
 21  PAY_AMT4                    21000 non-null  int64
 22  PAY_AMT5                    21000 non-null  int64
 23  PAY_AMT6                    21000 non-null  int64
 24  default_payment_next_month  21000 non-null  int64
dtypes: int64(25)
memory usage: 4.0 MB
```

Hasil pengamatan :

- Dataset payment default prediction terdiri dari data 21.000 nasabah bank.
- Dataset ini memiliki data dengan jenis numerikal dan juga kategorikal dengan tipe data int.

Kategorikal :

- SEX
- EDUCATION
- MARRIAGE
- PAY_0
- PAY_2
- PAY_3
- PAY_4
- PAY_5
- PAY_6
- default_payment_next_month

Numerikal :

- LIMIT_BAL
- AGE
- BILL_AMT1
- BILL_AMT2
- BILL_AMT3
- BILL_AMT4
- BILL_AMT5
- BILL_AMT6
- PAY_AMT1
- PAY_AMT2
- PAY_AMT3
- PAY_AMT4
- PAY_AMT5
- PAY_AMT6

Variabel Target :

default_payment_next_month

Memeriksa Missing Value dan Duplicated

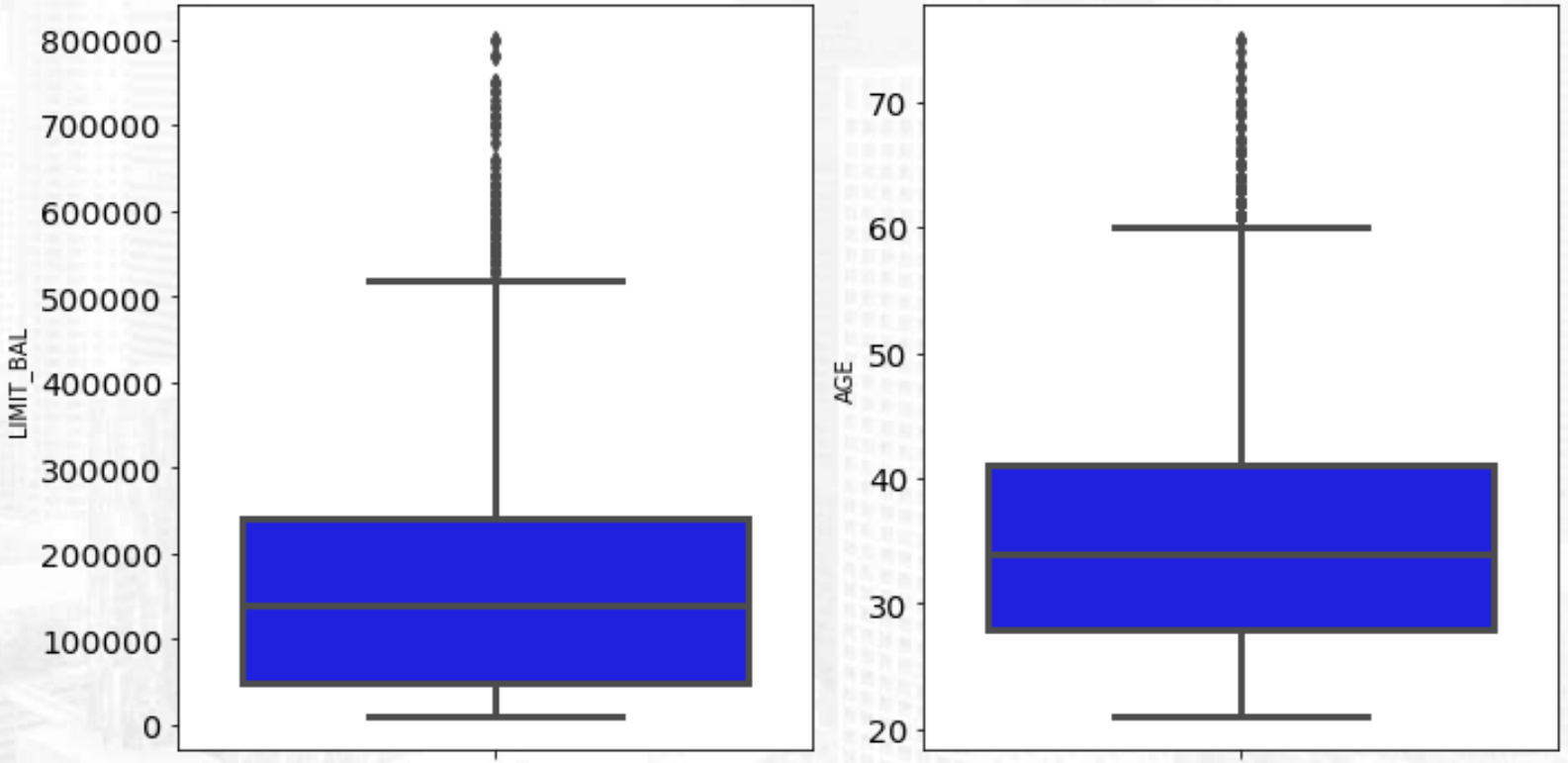
```
RangeIndex: 21000 entries, 0 to 20999
Data columns (total 25 columns):
 #   Column                      Non-Null Count  Dtype
---  ------                      --------------  -----
 0   ID                          21000 non-null  int64
 1   LIMIT_BAL                   21000 non-null  int64
 2   SEX                         21000 non-null  int64
 3   EDUCATION                   21000 non-null  int64
 4   MARRIAGE                    21000 non-null  int64
 5   AGE                         21000 non-null  int64
 6   PAY_0                       21000 non-null  int64
 7   PAY_2                       21000 non-null  int64
 8   PAY_3                       21000 non-null  int64
 9   PAY_4                       21000 non-null  int64
 10  PAY_5                       21000 non-null  int64
 11  PAY_6                       21000 non-null  int64
 12  BILL_AMT1                   21000 non-null  int64
 13  BILL_AMT2                   21000 non-null  int64
 14  BILL_AMT3                   21000 non-null  int64
 15  BILL_AMT4                   21000 non-null  int64
 16  BILL_AMT5                   21000 non-null  int64
 17  BILL_AMT6                   21000 non-null  int64
 18  PAY_AMT1                    21000 non-null  int64
 19  PAY_AMT2                    21000 non-null  int64
 20  PAY_AMT3                    21000 non-null  int64
 21  PAY_AMT4                    21000 non-null  int64
 22  PAY_AMT5                    21000 non-null  int64
 23  PAY_AMT6                    21000 non-null  int64
 24  default_payment_next_month  21000 non-null  int64
dtypes: int64(25)
memory usage: 4.0 MB
```

```
df.duplicated().any()
```

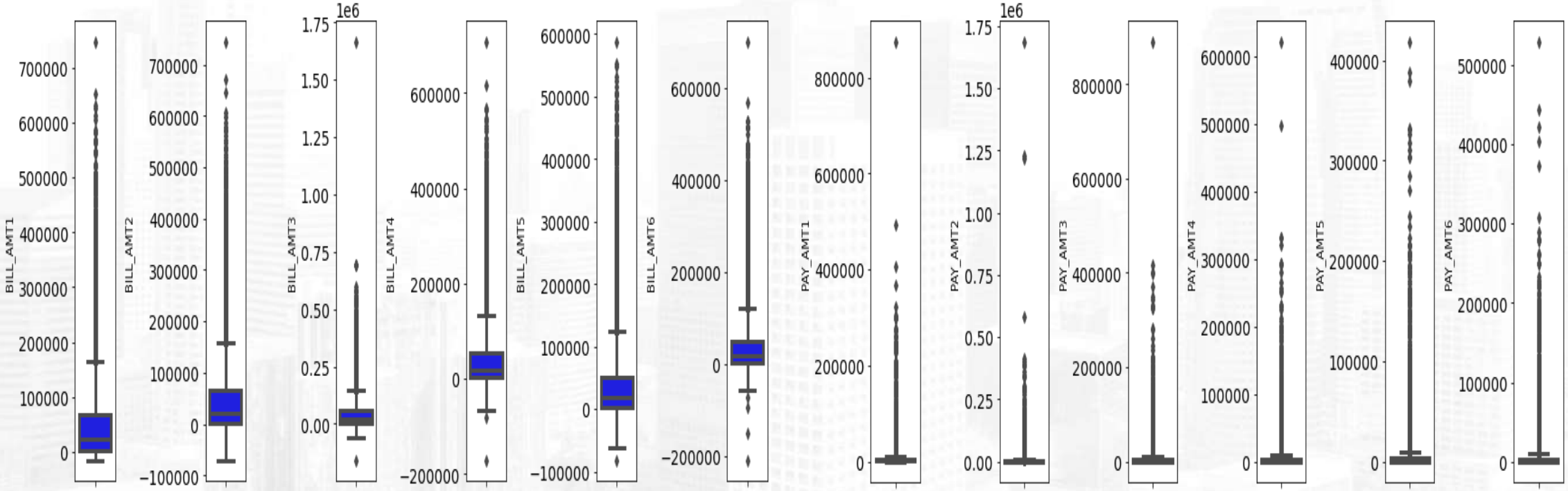
```
False
```

- Tidak ada data yang duplicated dan missing value

Memeriksa Data Outlier



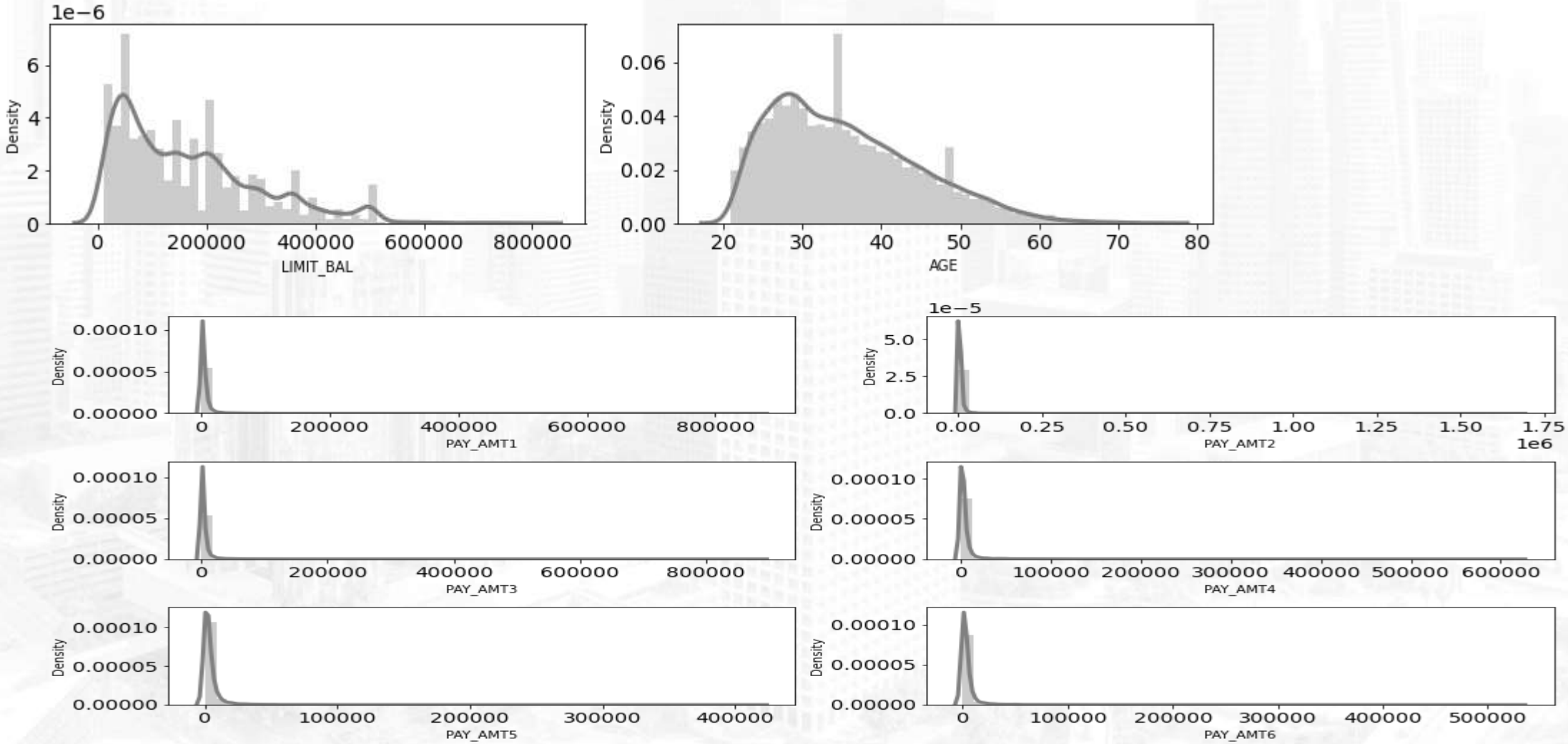
Memeriksa Data Outlier



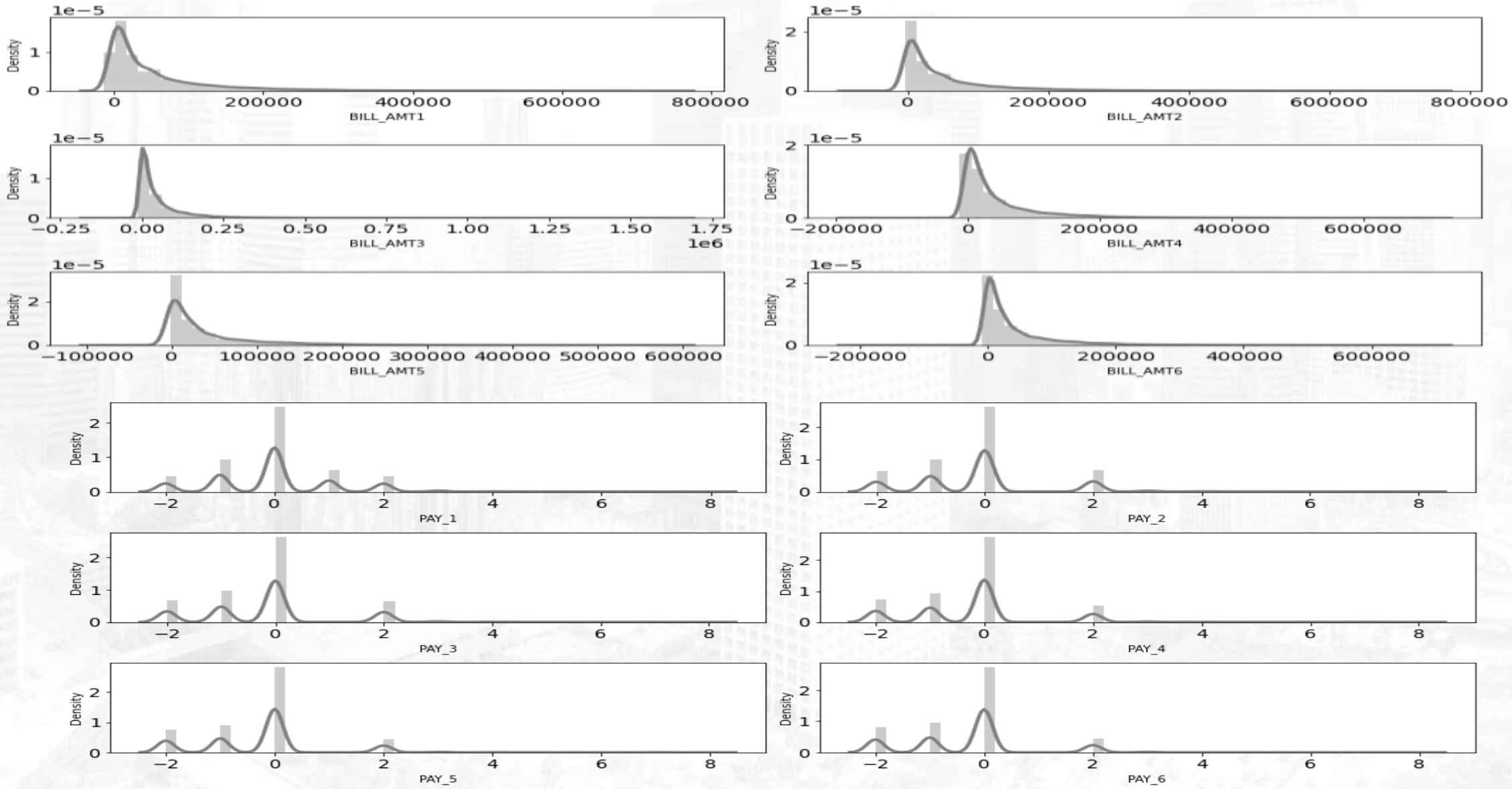
Hasil pengamatan :

* Terdapat banyak outlier pada semua kolom dengan tipe data numerikal (kecuali data pada kolom ID)
* Terlihat kolom tersebut distribusi skewed yang ditandai dengan lokasi box yang jauh dari daerah tengah sumbu Y
* Terdapat nilai minus pada nilai min untuk kolom BILL_AMT1 - BILL_AMT6, dimana seharusnya untuk jumlah bill statement tidak ada yang bernilai negatif.

Memeriksa Distribusi Data

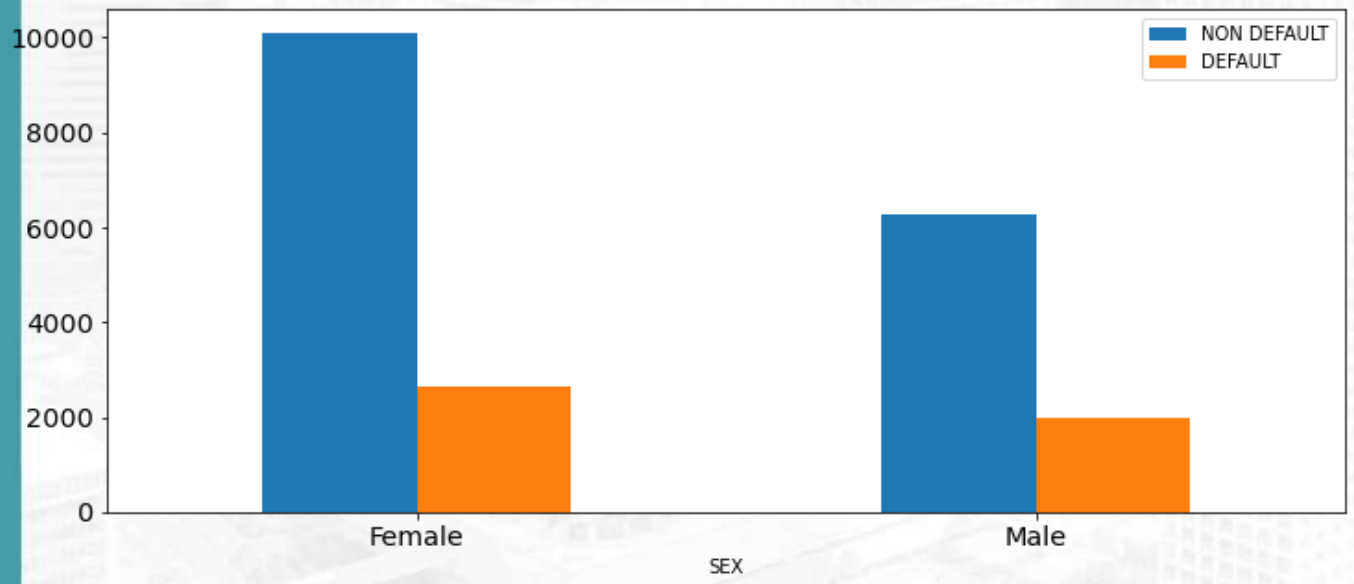


Memeriksa Distribusi Data

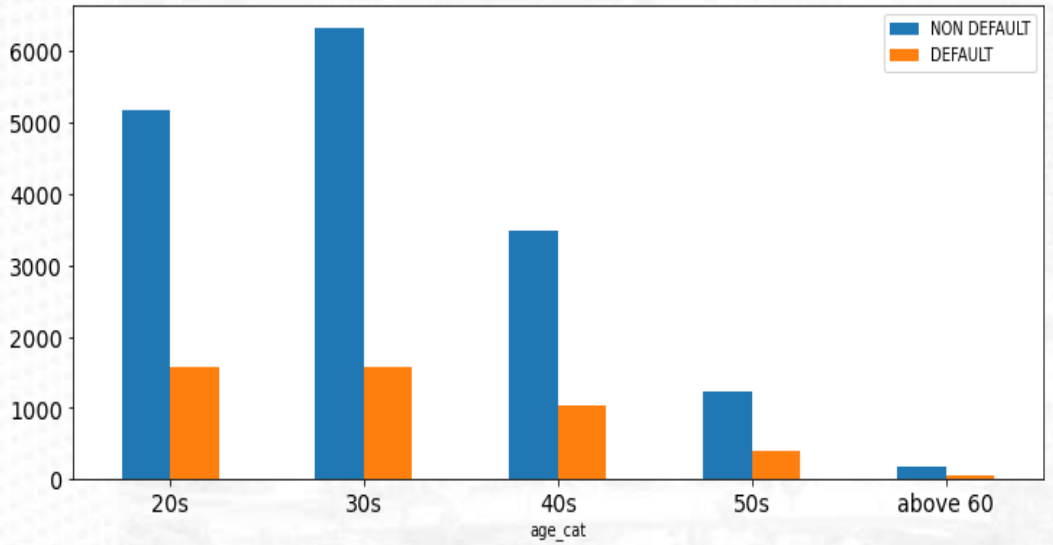


Persentase Default Untuk Masing - Masing Gender,Umur,Pendidikan,Pernikahan, dan Kategori Limit

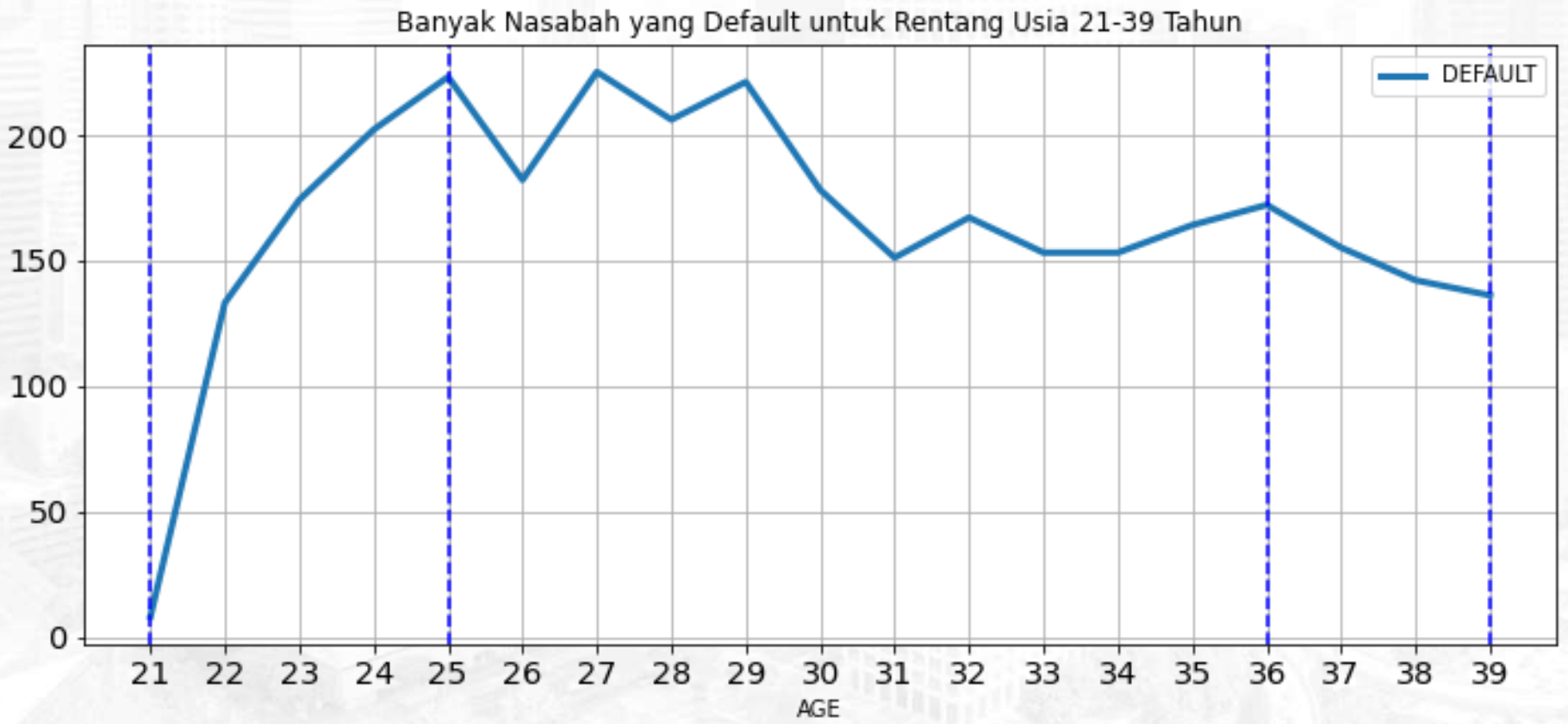
Gender



Umur

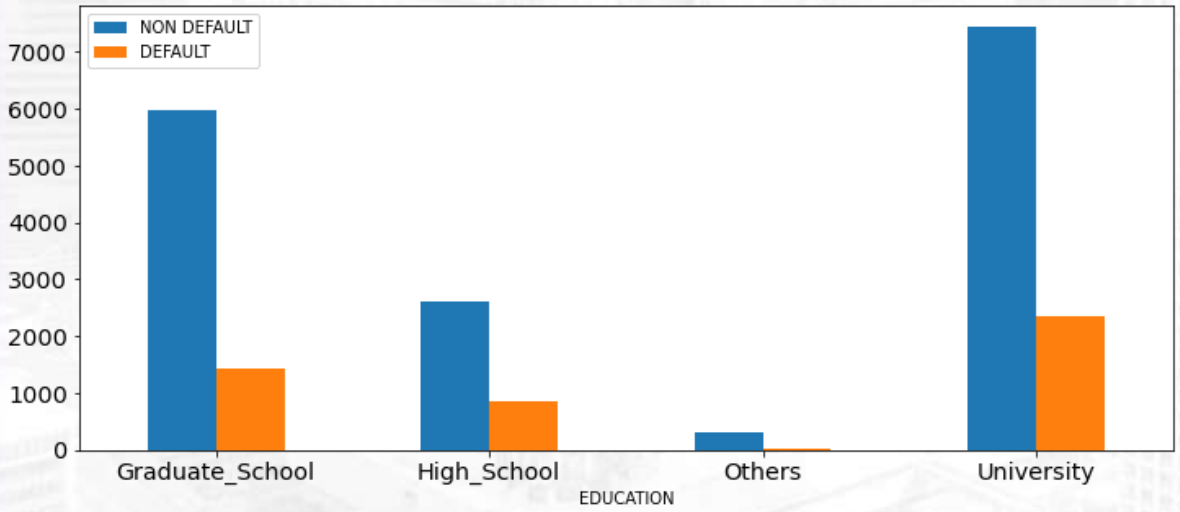


Persentase Default Untuk Masing - Masing Gender,Umur,Pendidikan,Pernikahan, dan Kategori Limit

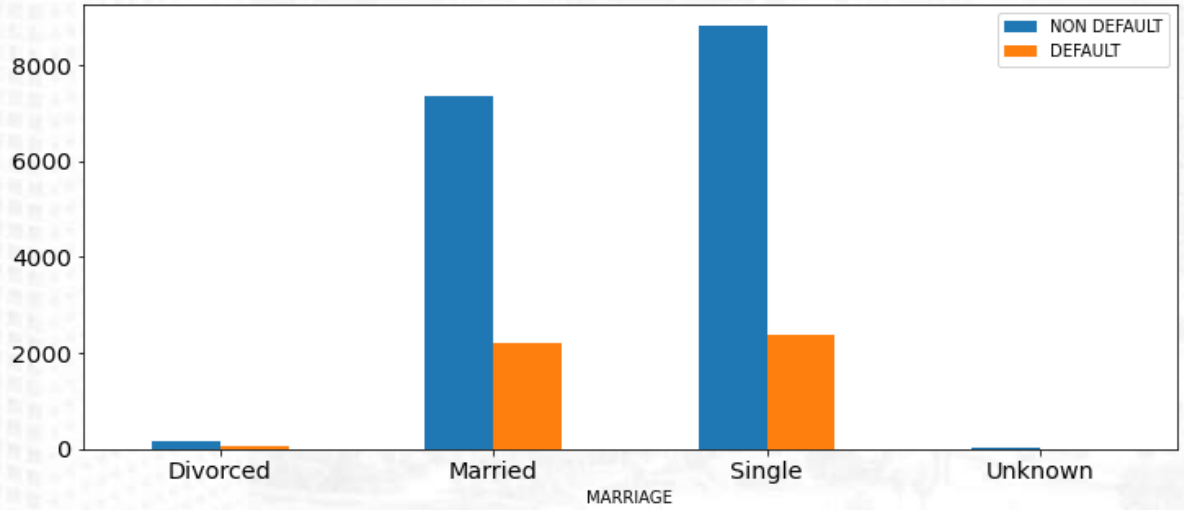


Persentase Default Untuk Masing - Masing Gender,Umur,Pendidikan,Pernikahan, dan Kategori Limit

Pendidikan

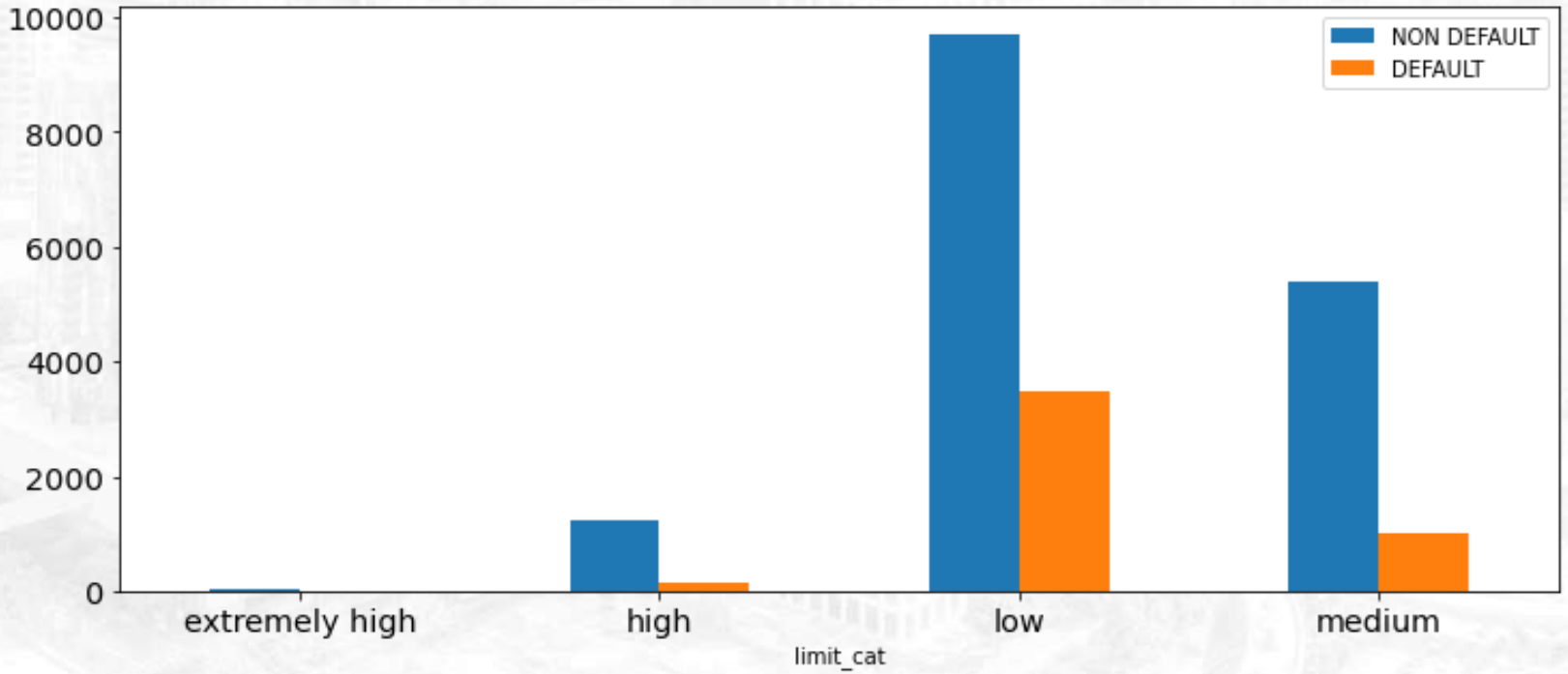


Pernikahan



Persentase Default Untuk Masing - Masing Gender,Umur,Pendidikan,Pernikahan, dan Kategori Limit

Kategori Limit



Insight Terkait Default Percentage

1. Banyak nasabah bank yang mengalami default di bulan berikutnya adalah **4645 orang** atau sebanyak **22,12%** dari total keseluruhan nasabah bank (21.000).
2. Dalam 22,12% tersebut,
   a. **Berdasarkan gender**, 9,44% (1983 orang) adalah laki-laki dan 12,68% (2662 orang) adalah perempuan.
   b. **Berdasarkan kategori umur**, 7,495% (1574 orang) berumur 20-an tahun, 7,481% (1571 orang) berumur 30-an tahun, 4,986% (1047 orang) berumur 40-an tahun, 1,871% (393 orang) berumur 50-an tahun, dan 0,286% (60 orang) berumur di atas 60 tahun.
   c. **Berdasarkan kategori pendidikan**, 6,82% (1433 orang) lulusan graduate school, 11,167% (2345 orang) lulusan universitas (S1), 4,04% (849 orang) lulusan SMA, 0,086% (18 orang) lainnya.
   d. **Berdasarkan status pernikahan**, 0,01% (2 orang) tidak diketahui statusnya, 10,56% (2218 orang) sudah menikah, 11,25% (2362 orang) belum menikah, dan 0,3% (63 orang) sudah bercerai.
   e. **Berdasarkan kategori limit**, 16,61% (3488 orang) memiliki limit di bawah NTD 200.000, 4,729% (993 orang) memiliki limit di range NTD 200.000 - NTD 400.000, 0,748% (157 orang) memiliki limit di range NTD 400.000 - NTD 600.000, dan 0,033% (7 orang) memiliki limit di atas NTD 600.000.
   f. Berdasarkan **repayment status** di bulan April - September 2005, mayoritas nasabah memiliki status 0.

Insight Terkait Default Percentage

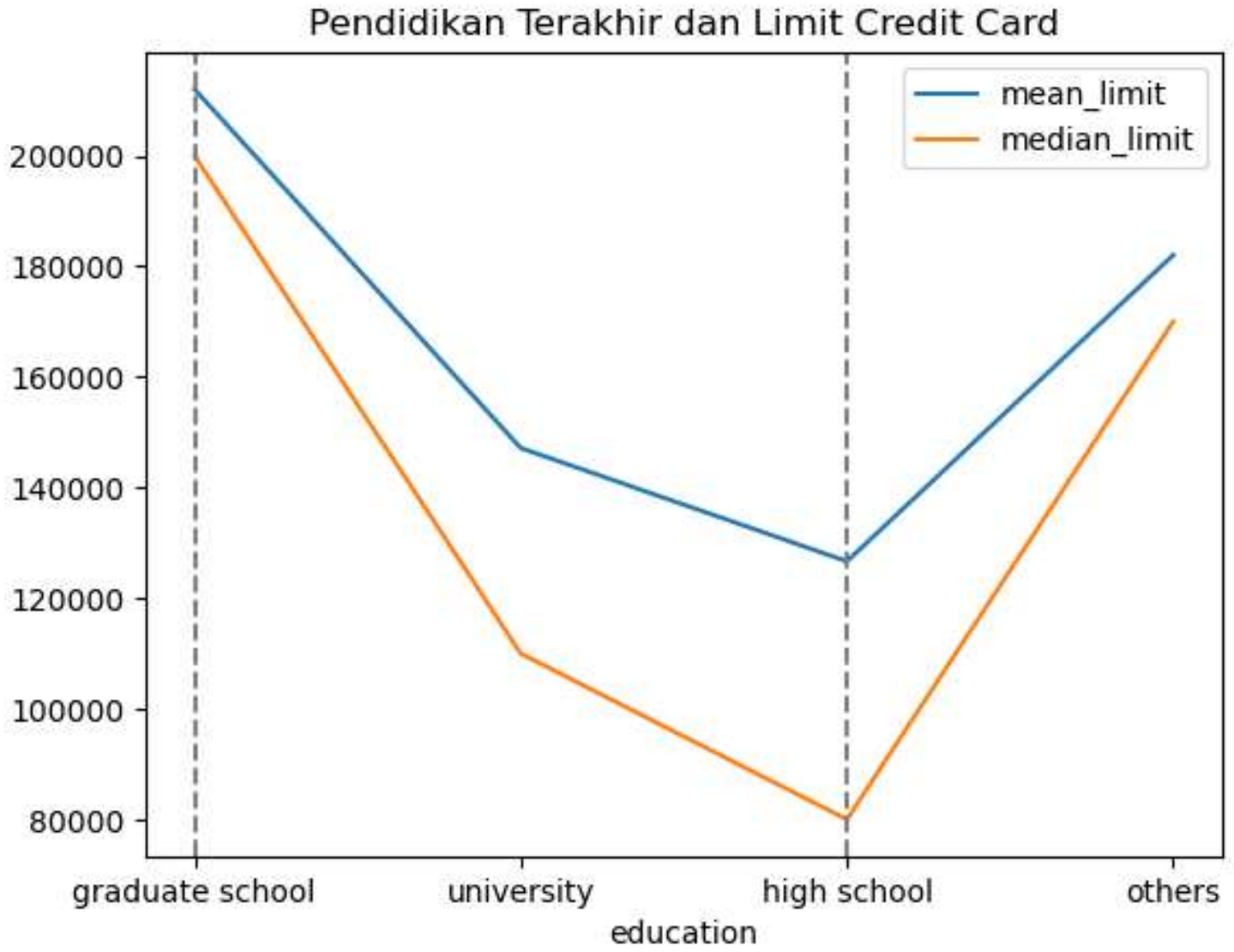
	gender	age_cat	marriage	education	mean_limit	count
51	2	20s	2	2	95049.261084	406
50	2	20s	2	1	118777.429467	319
5	1	20s	2	2	65536.332180	289
60	2	30s	1	2	137832.167832	286
71	2	40s	1	2	138846.153846	208

3. Nasabah yang paling banyak default adalah perempuan single lulusan universitas berumur 20an dimana rata-rata limitnya adalah NTD 95.049.

	age	gender	marriage	education	mean_limit	count
37	24	2	2	2	85652.173913	69

4. Lebih spesifik, nasabah yang paling banyak default berumur 24 tahun dengan rata-rata limitnya adalah NTD 85.652.

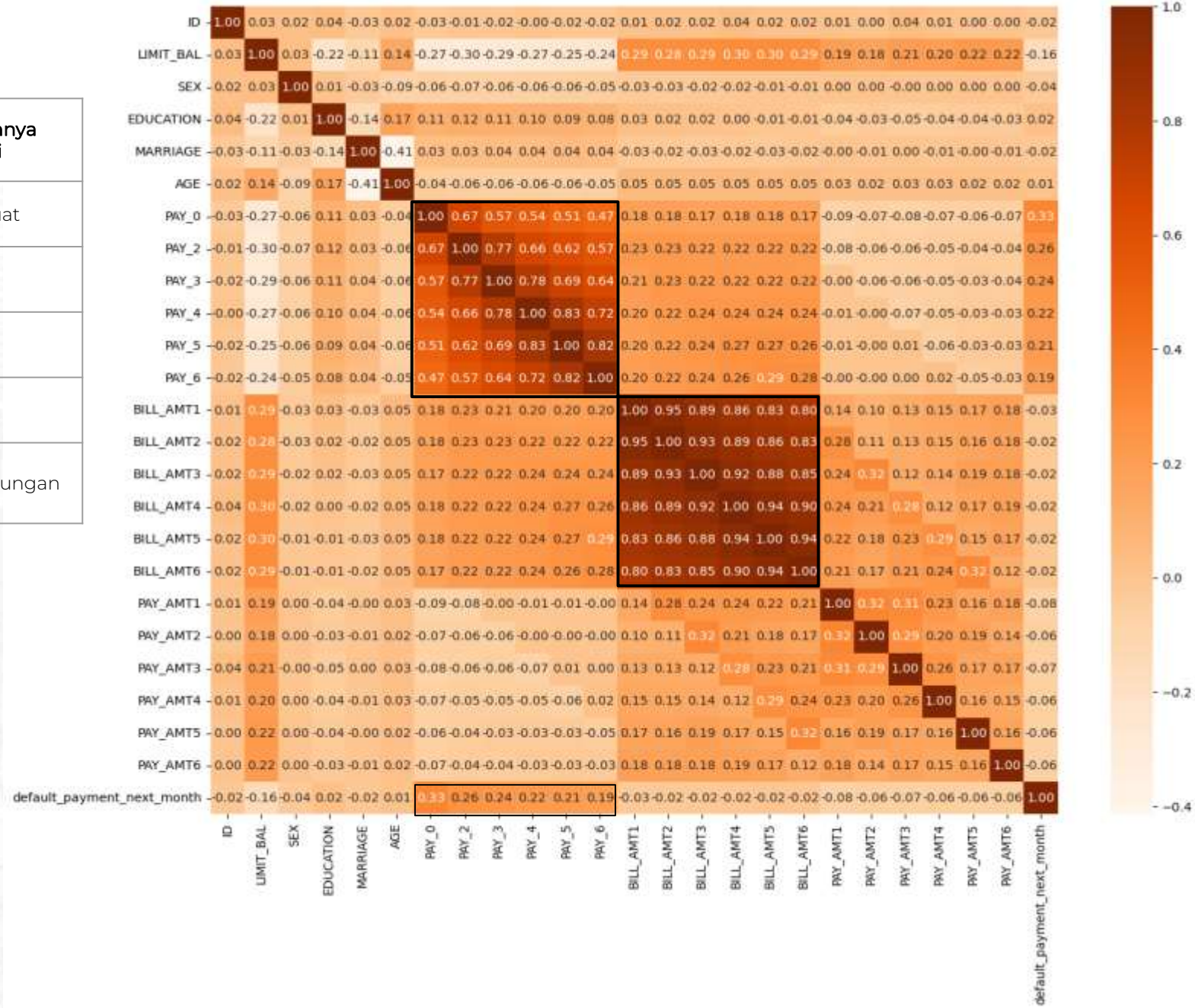
Insight terkait Limit Credit Card



Hasil pengamatan :
Semakin rendah tingkat pendidikan terakhir nasabah bank, semakin rendah juga limit kartu kredit nasabah tersebut.

Korelasi

Koefisien Korelasi	Kuat-lemahnya Korelasi
±0.81 sampai ±1.00	Sangat kuat
±0.61 sampai ±0.80	Kuat
±0.41 sampai ±0.60	Sedang
±0.21 sampai ±0.40	Lemah
±0.00 sampai ±0.20	Tidak ada hubungan



Hasil Pengamatan Korelasi

* Korelasi paling kuat terjadi antara kolom PAY_X dengan kolom PAY_X lainnya (X = 1,2,3,4,5,6) dan antara kolom BILL_AMTX dengan kolom BILL_AMTX lainnya (X = 1,2,3,4,5,6).
* Dari nilai korelasi antara BILL_AMT6 dengan BILL_AMT5, BILL_AMT5 dengan BILL_AMT4, BILL_AMT3 dengan BILL_AMT2, dan BILL_AMT2 dengan BILL_AMT1, didapat bahwa semakin besar jumlah tagihan kartu kredit nasabah pada bulan sebelumnya, semakin besar pula jumlah tagihan kartu kredit nasabah pada bulan berikutnya (misal jumlah tagihan pada bulan April besar, maka tagihan pada bulan Mei akan semakin besar). Begitu pula sebaliknya.
  * Hal ini dapat dipengaruhi oleh adanya bunga kartu kredit dan biaya keterlambatan pembayaran.
* Nilai korelasi antara PAY_6 dengan PAY_5 adalah 0.82, PAY_5 dengan PAY_4 berkorelasi sebesar 0.83, PAY_4 dengan PAY_3 berkorelasi sebesar 0.78, PAY_3 dengan PAY_2 berkorelasi sebesar 0.77, PAY_2 dengan PAY_1 berkorelasi sebesar 0.67.
  * Dari sini dapat dilihat bahwa hubungan antara repayment status seorang nasabah dari bulan satu ke bulan lainnya semakin lama cenderung semakin lemah (dari PAY_6 ke PAY_1).
  * Dari nilai-nilai korelasi ini didapat juga bahwa apabila di bulan sebelumnya nasabah menunggak pembayaran tagihan kartu kredit, maka di bulan berikutnya nasabah tersebut juga kemungkinan besar akan kembali menunggak. Begitu pula sebaliknya. Jika di bulan sebelumnya nasabah melakukan pembayaran tepat waktu / tidak menunggak, maka kemungkinan besar di bulan berikutnya nasabah juga tidak akan menunggak.
* Di antara kolom-kolom lainnya, kolom yang paling berkorelasi dengan variabel target adalah kolom PAY_1 yang kemudian diikuti dengan kolom PAY_2, PAY_3, PAY_4, PAY_5, dan PAY_6.
* Limit nasabah memiliki korelasi positif yang lemah (sampai dengan 0.3) dengan jumlah tagihan nasabah (BILL_AMT).
  * Ada kemungkinan semakin besar limit nasabah, semakin besar juga jumlah tagihannya. Begitu pula sebaliknya.
* Limit nasabah memiliki korelasi negatif yang lemah dengan repayment status (PAY_1 sampai PAY_6).
  * Ada kemungkinan semakin besar limit nasabah, semakin kecil nilai pada status repaymentnya. Begitu pula sebaliknya.

Rekomendasi Bisnis

Dari penggalikan insight bisnis yang kami lakukan rekomendasi yang kami berikan ke perusahaan adalah :

1. Memberikan kemudahan untuk mengajukan peningkatan limit kepada pemegang kartu kredit yang melakukan payment tepat waktu.

2. Nasabah yang terdeteksi berpotensi akan gagal bayar segera dihubungi lebih dulu dan ditawarkan solusi.

Kesimpulan

1. Setiap kolom memiliki tipe data yang sesuai
2. Dataset terdiri dari 25 kolom dan 21000 baris tidak terdapat missing value dan tidak ada data yang duplikat
3. Penamaan kolom yang tidak sesuai pada kolom PAY_0 langsung ke PAY_2, sementara kolom BILL_AMT dan PAY_AMT diawali dengan angka 1 bukan 0
4. Nilai 0 kita asumsikan sebagai tepat bayar , -1 sebagai cepat bayar satu bulan dan -2 cepat bayar dua bulan
5. Terdapat nilai minus pada nilai kolom BILL_AMT1 - BILL_AMT6
6. Kolom SEX, EDUCATION,MARRIAGE,PAY_0 - PAY_6,default_payment_next_month tampaknya sudah dilabel encoding
7. Kolom LIMIT_BALL,AGE,BILL_AMT1-BILL_AMT6,PAY_AMT1-PAY_AMT6 distribusi datanya right skewed

Rekomendasi Pre-Processing

1. Kolom ID akan di drop karena merupakan identifier dari tiap baris yang nilainya unik dan tidak dapat memberikan informasi apa-apa dalam analisis.
2. Merubah kolom PAY_0 menjadi PAY_1
3. Terdapat nilai yang belum terdefinisi pada kolom EDUCATION akan diubah menjadi unknown
4. Terdapat nilai minus pada kolom BILL_AMT1 - BILL_AMT6 hal itu wajar terjadi tetapi nilai tersebut akan di drop karena outlier
5. Pada visualisasi boxplot terdapat banyak outlier di kolom PAY_AMT1 - PAY_AMT 6 dan BILL_AMT1-BILL_AMT6, untuk penanganannya akan memfilter outlier dengan menggunakan z-score , kemudian akan dicek distribusi datanya setelah difilter
6. Melakukan sedikit experiment perbandingan antara z-score dengan IQR untuk pengamatan perbandingan hasil akurasinya
7. kolom PAY, BILL_AMT,PAY_AMT memiliki hubungan sebab akibat,kita akan memilih salah satu nya atau akan kami pertimbangkan lebih lanjut untuk tidak drop kolom tersebut sebagai bahan pertimbangan akurasi model kedepannya