



CREDIT RISK ANALYSIS

**Final Task of Based Project Internship
ID/X Partner - Data Scientist**

Presented by: Sabilla Farah Annisa

Sabilla Farah Annisa

A Statistics graduate with expertise in data science and analytics, skilled in MySQL, Excel, and statistical software such as R Studio, SPSS, Minitab, Gretl, and WinBugs. I am also proficient in creative tools including Photoshop, Premiere Pro, and After Effects, which I use to enhance data visualization and storytelling. Continuously eager to learn, collaborate, and create impact through data.



BUSINESS UNDERSTANDING

Company Profile



Sejak berdiri pada tahun 2002, id/x partners telah berkembang sebagai perusahaan konsultan yang berfokus pada penyediaan solusi data analytics dan decisioning (DAD). Layanan yang ditawarkan tidak hanya mencakup analisis data, tetapi juga terintegrasi dengan pengelolaan risiko dan strategi pemasaran, sehingga mampu mendukung klien dalam meningkatkan profitabilitas serta efisiensi bisnis.

Perusahaan ini berpegang pada nilai inti CHAMPION, yang mencerminkan orientasi pada pelanggan, integritas, kelincahan, semangat membimbing, sikap proaktif, inovasi berkelanjutan, rasa tanggung jawab, serta pengambilan keputusan berbasis data.

Introduction

Project ini bertujuan memprediksi risiko kredit dengan mengklasifikasikan peminjam ke dalam kategori Good Risk dan Bad Risk menggunakan riwayat pembayaran serta analisis machine learning.

Research Problem

Risiko kredit yang salah kelola dapat memicu kredit macet dan kerugian finansial. Penilaian yang tidak akurat bisa menyebabkan peminjam berisiko tetap diberi pinjaman atau peminjam layak justru ditolak.

Research Objectives

- Membangun model klasifikasi berbasis machine learning untuk memprediksi risiko kredit.
- Membantu lembaga keuangan mengidentifikasi peminjam berisiko gagal bayar.
- Mengurangi potensi kerugian finansial.

DATA UNDERSTANDING

Data Set

- Format : CSV
- Jenis : Berskala nominal, kategori, dan numerik.
- Isi : Dataset pinjaman kredit tahun 2007-2014 meliputi berbagai informasi terkait profil peminjam, detail pinjaman, dan status pembayaran.
- Struktur : Big Data Set (75 kolom dan 466.285 baris)

Proses Data Understanding

1. Importing Dataset & Identifikasi Struktur datanya.
2. Transformasi Data Target.
3. Membersihkan Data (Missing Values)

Tujuan Analisis

- memprediksi risiko kredit peminjam berdasarkan data historis, sehingga
- Mengidentifikasi faktor-faktor utama yang memengaruhi risiko kredit.
- Mendukung pengambilan keputusan pinjaman yang lebih akurat dan efisien.

Results

- Memiliki 75 kolom (data numerik dan kategorik)
- Terdapat 5 kolom yang merekam informasi berbasis tanggal.
- Terdiri dari 466.285 baris.
- Memiliki total 40 kolom missing values dan 17 kolom empty data.

| ... | 1 | id | member_id | loan_amnt | funded_amnt | funded_amnt_inv | term | int_rate | installment | grade | sub_grac |
|-----|----|---------|-----------|-----------|-------------|-----------------|-----------|----------|-------------|-------|----------|
| 1 | 0 | 1077501 | 1296599 | 5000 | 5000 | 4975.00 | 36 months | 10.65 | 162.87 | B | B2 |
| 2 | 1 | 1077430 | 1314167 | 2500 | 2500 | 2500.00 | 60 months | 15.27 | 59.83 | C | C4 |
| 3 | 2 | 1077175 | 1313524 | 2400 | 2400 | 2400.00 | 36 months | 15.96 | 84.33 | C | C5 |
| 4 | 3 | 1076863 | 1277178 | 10000 | 10000 | 10000.00 | 36 months | 13.49 | 339.31 | C | C1 |
| 5 | 4 | 1075358 | 1311748 | 3000 | 3000 | 3000.00 | 60 months | 12.69 | 67.79 | B | B5 |
| 6 | 5 | 1075269 | 1311441 | 5000 | 5000 | 5000.00 | 36 months | 7.90 | 156.46 | A | A4 |
| 7 | 6 | 1069639 | 1304742 | 7000 | 7000 | 7000.00 | 60 months | 15.96 | 170.08 | C | C5 |
| 8 | 7 | 1072053 | 1288686 | 3000 | 3000 | 3000.00 | 36 months | 18.64 | 109.43 | E | E1 |
| 9 | 8 | 1071795 | 1306957 | 5600 | 5600 | 5600.00 | 60 months | 21.28 | 152.39 | F | F2 |
| 10 | 9 | 1071570 | 1306721 | 5375 | 5375 | 5350.00 | 60 months | 12.69 | 121.45 | B | B5 |
| 11 | 10 | 1070078 | 1305201 | 6500 | 6500 | 6500.00 | 60 months | 14.65 | 153.45 | C | C3 |
| 12 | 11 | 1069908 | 1305008 | 12000 | 12000 | 12000.00 | 36 months | 12.69 | 402.54 | B | B5 |
| 13 | 12 | 1064687 | 1298717 | 9000 | 9000 | 9000.00 | 36 months | 13.49 | 305.38 | C | C1 |
| 14 | 13 | 1069866 | 1304956 | 3000 | 3000 | 3000.00 | 36 months | 9.91 | 96.68 | B | B1 |
| 15 | 14 | 1069057 | 1303503 | 10000 | 10000 | 10000.00 | 36 months | 10.65 | 325.74 | B | B2 |
| 16 | 15 | 1069759 | 1304871 | 1000 | 1000 | 1000.00 | 36 months | 16.29 | 35.31 | D | D1 |
| 17 | 16 | 1065775 | 1299699 | 10000 | 10000 | 10000.00 | 36 months | 15.27 | 347.98 | C | C4 |
| 18 | 17 | 1069971 | 1304884 | 3600 | 3600 | 3600.00 | 36 months | 6.03 | 109.57 | A | A1 |
| 19 | 18 | 1062474 | 1294539 | 6000 | 6000 | 6000.00 | 36 months | 11.71 | 198.46 | B | B3 |
| 20 | 19 | 1069742 | 1304855 | 9200 | 9200 | 9200.00 | 36 months | 6.03 | 280.01 | A | A1 |
| 21 | 20 | 1069740 | 1284848 | 20250 | 20250 | 19142.16 | 60 months | 15.27 | 484.63 | C | C4 |
| 22 | 21 | 1039153 | 1269083 | 21000 | 21000 | 21000.00 | 36 months | 12.42 | 701.73 | B | B4 |

Showing 1 to 23 of 466,285 entries, 75 total columns

EXPLORATORY DATA ANALYSIS

1. Data Conversion

- Melakukan data cleansing dan konversi data kategorik.
- Menghilangkan atribut yang memiliki a lot of missing value atau empty value

| | XA | XB | XC | XD | XE | XF | XG | XH | XI | XJ | XK | XL | XM | XN | XO | XP | XQ |
|----|----------|----------|-------|-------|----|-------|---------|----|----|----|-----------|----|----|----|-------|----|----|
| 1 | 11637209 | 13609401 | 5000 | 5000 | 1 | 13.98 | 170.84 | 2 | 10 | 5 | 36000.00 | 0 | 2 | 1 | 10.90 | 0 | |
| 2 | 1615368 | 1887150 | 10400 | 10400 | 1 | 10.16 | 336.37 | 1 | 5 | 4 | 45000.00 | 0 | 11 | 3 | 29.81 | 0 | |
| 3 | 5415051 | 6787225 | 8000 | 8000 | 1 | 7.90 | 250.33 | 0 | 3 | 1 | 39000.00 | 0 | 6 | 3 | 10.55 | 0 | |
| 4 | 5784068 | 7215828 | 28000 | 28000 | 0 | 19.05 | 727.11 | 3 | 18 | 1 | 91776.00 | 2 | 6 | 3 | 13.23 | 2 | |
| 5 | 3499170 | 4381874 | 20000 | 20000 | 0 | 22.47 | 557.74 | 4 | 24 | 1 | 80000.00 | 2 | 3 | 3 | 13.44 | 1 | |
| 6 | 1142411 | 1383169 | 10000 | 10000 | 1 | 6.62 | 307.04 | 0 | 1 | 5 | 125000.00 | 0 | 2 | 3 | 3.72 | 0 | |
| 7 | 19526062 | 21738819 | 30000 | 30000 | 0 | 18.24 | 765.73 | 3 | 19 | 4 | 152000.00 | 2 | 6 | 3 | 21.77 | 1 | |
| 8 | 5761979 | 7193822 | 6000 | 6000 | 1 | 14.33 | 206.03 | 2 | 10 | 1 | 64900.00 | 0 | 6 | 3 | 19.71 | 0 | |
| 9 | 10118195 | 11969918 | 14000 | 14000 | 0 | 15.61 | 337.56 | 2 | 13 | 1 | 89999.00 | 2 | 1 | 4 | 7.00 | 0 | |
| 10 | 1584173 | 1853389 | 23000 | 23000 | 0 | 21.00 | 622.23 | 4 | 21 | 1 | 100000.00 | 1 | 10 | 0 | 11.28 | 1 | |
| 11 | 10105783 | 11957871 | 32875 | 32875 | 0 | 18.25 | 839.29 | 3 | 17 | 1 | 74000.00 | 2 | 12 | 1 | 10.04 | 0 | |
| 12 | 8620136 | 10391876 | 35000 | 35000 | 0 | 23.70 | 1000.80 | 5 | 25 | 1 | 86000.00 | 1 | 11 | 1 | 26.41 | 0 | |
| 13 | 26909658 | 29392683 | 20000 | 20000 | 0 | 8.39 | 409.28 | 0 | 4 | 1 | 225000.00 | 1 | 10 | 3 | 4.94 | 1 | |
| 14 | 14620935 | 16683227 | 10000 | 10000 | 1 | 15.61 | 349.65 | 2 | 14 | 5 | 45000.00 | 1 | 4 | 1 | 23.97 | 2 | |
| 15 | 8990817 | 10772310 | 11000 | 11000 | 1 | 11.99 | 365.31 | 1 | 7 | 4 | 42000.00 | 1 | 11 | 1 | 16.94 | 0 | |
| 16 | 2217006 | 2629357 | 6000 | 6000 | 1 | 12.12 | 199.63 | 1 | 7 | 1 | 70000.00 | 2 | 12 | 3 | 13.34 | 0 | |
| 17 | 19057077 | 21259757 | 3850 | 3850 | 1 | 15.61 | 134.62 | 3 | 15 | 5 | 52000.00 | 0 | 7 | 1 | 15.28 | 0 | |
| 18 | 4524696 | 5786857 | 3600 | 3600 | 1 | 15.80 | 126.22 | 2 | 12 | 5 | 83000.00 | 0 | 4 | 1 | 3.33 | 0 | |
| 19 | 31257622 | 33830880 | 35000 | 35000 | 0 | 12.99 | 796.18 | 2 | 10 | 1 | 115000.00 | 2 | 10 | 3 | 20.32 | 0 | |
| 20 | 13056859 | 15089052 | 4000 | 4000 | 1 | 13.65 | 136.04 | 2 | 10 | 5 | 30000.00 | 0 | 3 | 3 | 13.72 | 0 | |
| 21 | 7062349 | 8723960 | 10000 | 10000 | 0 | 23.10 | 282.48 | 4 | 23 | 5 | 58000.00 | 1 | 9 | 1 | 10.63 | 3 | |
| 22 | 14819032 | 16891470 | 8000 | 8000 | 1 | 12.49 | 267.60 | 1 | 8 | 5 | 97000.00 | 1 | 4 | 1 | 29.07 | 0 | |

Showing 1 to 23 of 10,000 entries, 25 total columns

Before

| ... | id | member_id | loan_amnt | funded_amnt | funded_amnt_inv | term | int_rate | installment | grade | sub_grade | |
|-----|----|-----------|-----------|-------------|-----------------|----------|-----------|-------------|--------|-----------|----|
| 1 | 0 | 1077501 | 1296599 | 5000 | 5000 | 4975.00 | 36 months | 10.65 | 162.87 | B | B2 |
| 2 | 1 | 1077430 | 1314167 | 2500 | 2500 | 2500.00 | 60 months | 15.27 | 59.83 | C | C4 |
| 3 | 2 | 1077175 | 1313524 | 2400 | 2400 | 2400.00 | 36 months | 15.96 | 84.33 | C | C5 |
| 4 | 3 | 1076863 | 1277178 | 10000 | 10000 | 10000.00 | 36 months | 13.49 | 339.31 | C | C1 |
| 5 | 4 | 1075358 | 1311748 | 3000 | 3000 | 3000.00 | 60 months | 12.69 | 67.79 | B | B5 |
| 6 | 5 | 1075269 | 1311441 | 5000 | 5000 | 5000.00 | 36 months | 7.90 | 156.46 | A | A4 |
| 7 | 6 | 1069639 | 1304742 | 7000 | 7000 | 7000.00 | 60 months | 15.96 | 170.08 | C | C5 |
| 8 | 7 | 1072053 | 1288686 | 3000 | 3000 | 3000.00 | 36 months | 18.64 | 109.43 | E | E1 |
| 9 | 8 | 1071795 | 1306957 | 5600 | 5600 | 5600.00 | 60 months | 21.28 | 152.39 | F | F2 |
| 10 | 9 | 1071570 | 1306721 | 5375 | 5375 | 5350.00 | 60 months | 12.69 | 121.45 | B | B5 |
| 11 | 10 | 1070078 | 1305201 | 6500 | 6500 | 6500.00 | 60 months | 14.65 | 153.45 | C | C3 |
| 12 | 11 | 1069908 | 1305008 | 12000 | 12000 | 12000.00 | 36 months | 12.69 | 402.54 | B | B5 |
| 13 | 12 | 1064687 | 1298717 | 9000 | 9000 | 9000.00 | 36 months | 13.49 | 305.38 | C | C1 |
| 14 | 13 | 1069866 | 1304956 | 3000 | 3000 | 3000.00 | 36 months | 9.91 | 96.68 | B | B1 |
| 15 | 14 | 1069057 | 1303503 | 10000 | 10000 | 10000.00 | 36 months | 10.65 | 325.74 | B | B2 |
| 16 | 15 | 1069759 | 1304871 | 1000 | 1000 | 1000.00 | 36 months | 16.29 | 35.31 | D | D1 |
| 17 | 16 | 1065775 | 1299699 | 10000 | 10000 | 10000.00 | 36 months | 15.27 | 347.98 | C | C4 |
| 18 | 17 | 1069971 | 1304884 | 3600 | 3600 | 3600.00 | 36 months | 6.03 | 109.57 | A | A1 |
| 19 | 18 | 1062474 | 1294539 | 6000 | 6000 | 6000.00 | 36 months | 11.71 | 198.46 | B | B3 |
| 20 | 19 | 1069742 | 1304855 | 9200 | 9200 | 9200.00 | 36 months | 6.03 | 280.01 | A | A1 |
| 21 | 20 | 1069740 | 1284848 | 20250 | 20250 | 19142.16 | 60 months | 15.27 | 484.63 | C | C4 |
| 22 | 21 | 1039153 | 1269083 | 21000 | 21000 | 21000.00 | 36 months | 12.42 | 701.73 | B | B4 |

Showing 1 to 23 of 466,285 entries, 75 total columns

After

2. Descriptive Statistics

Data menunjukkan bahwa sebanyak 239.071 kreditor dijadwalkan untuk melakukan pembayaran mereka pada tanggal jatuh tempo berikutnya.

Data menunjukkan bahwa mayoritas kreditor melakukan pembayaran terakhir mereka pada bulan Januari 2016. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar pinjaman memiliki aktivitas pembayaran terakhir yang terkonsentrasi di bulan yang sama.

2. Descriptive Statistics

```
> prop.table(table(sample_df$XN))
```

| 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 0.096585759 | 0.479907342 | 0.001611441 | 0.395004532 | 0.007956491 | 0.002517877 | 0.016416558 |

- 0 = Charged Off → pinjaman gagal bayar / dihapuskan.
- 1 = Current → pinjaman masih berjalan lancar.
- 2 = Default → peminjam benar-benar gagal membayar.
- 3 = Fully Paid → pinjaman sudah lunas.
- 4 = In Grace Period → peminjam masih dalam masa tenggang pembayaran.
- 5 = Late (16–30 days) → keterlambatan antara 16–30 hari.
- 6 = Late (31–120 days) → keterlambatan antara 31–120 hari.

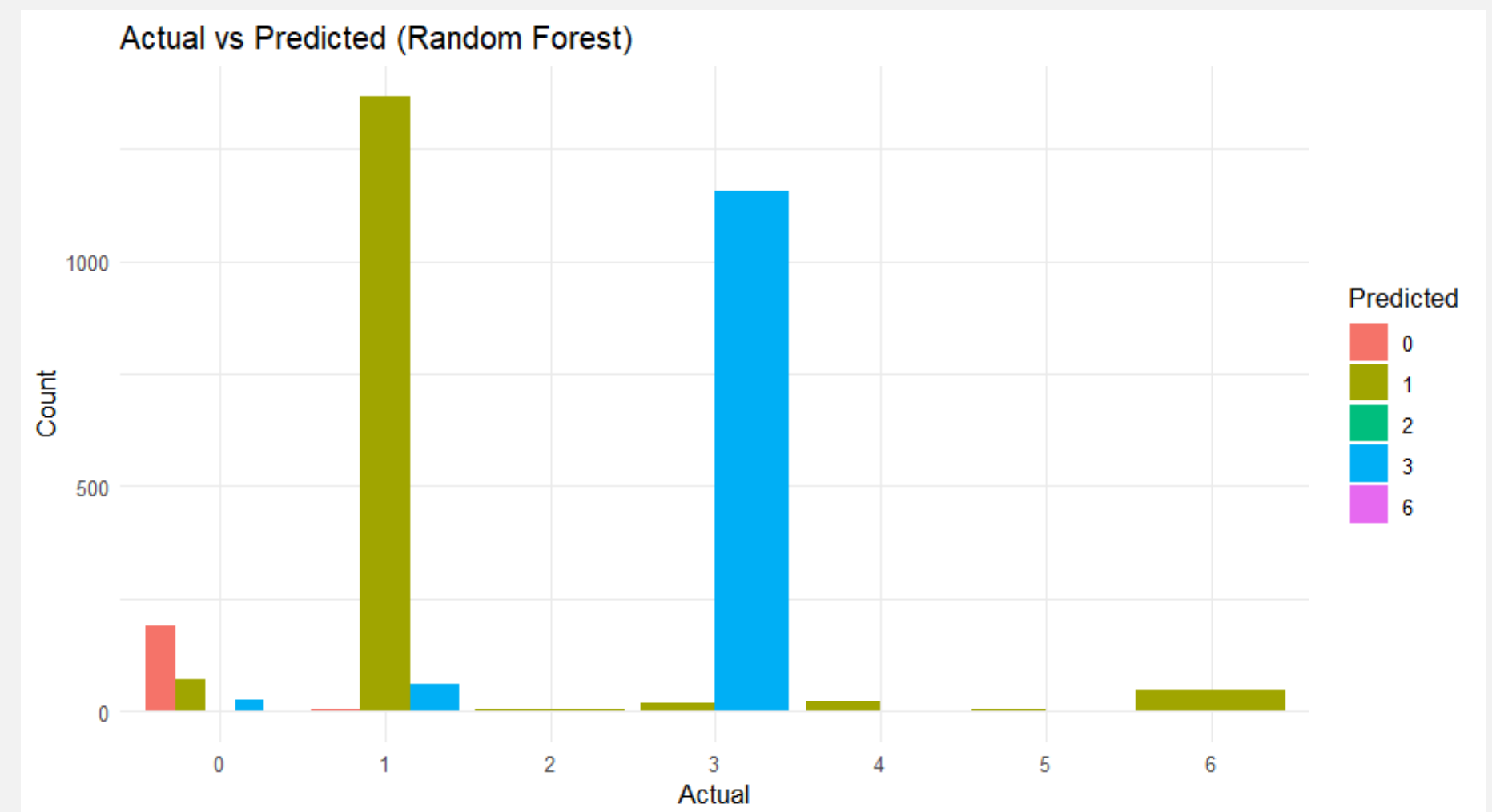
proporsi tiap kategori terhadap total data:

- Current (1) → 47.99% (paling banyak, artinya mayoritas pinjaman masih berjalan lancar).
- Fully Paid (3) → 39.50% (cukup besar, menunjukkan banyak pinjaman yang sudah lunas).
- Charged Off (0) → 9.66% (cukup signifikan, menunjukkan kredit macet yang dihapuskan).
- Late (31–120 days) (6) → 1.64% (terdapat peminjam yang menunggak lama).
- In Grace Period (4) → 0.80% (masih dalam masa tenggang).
- Late (16–30 days) (5) → 0.25% (terlambat singkat).
- Default (2) → 0.16% (sangat kecil, sudah default resmi).

2. Descriptive Statistics

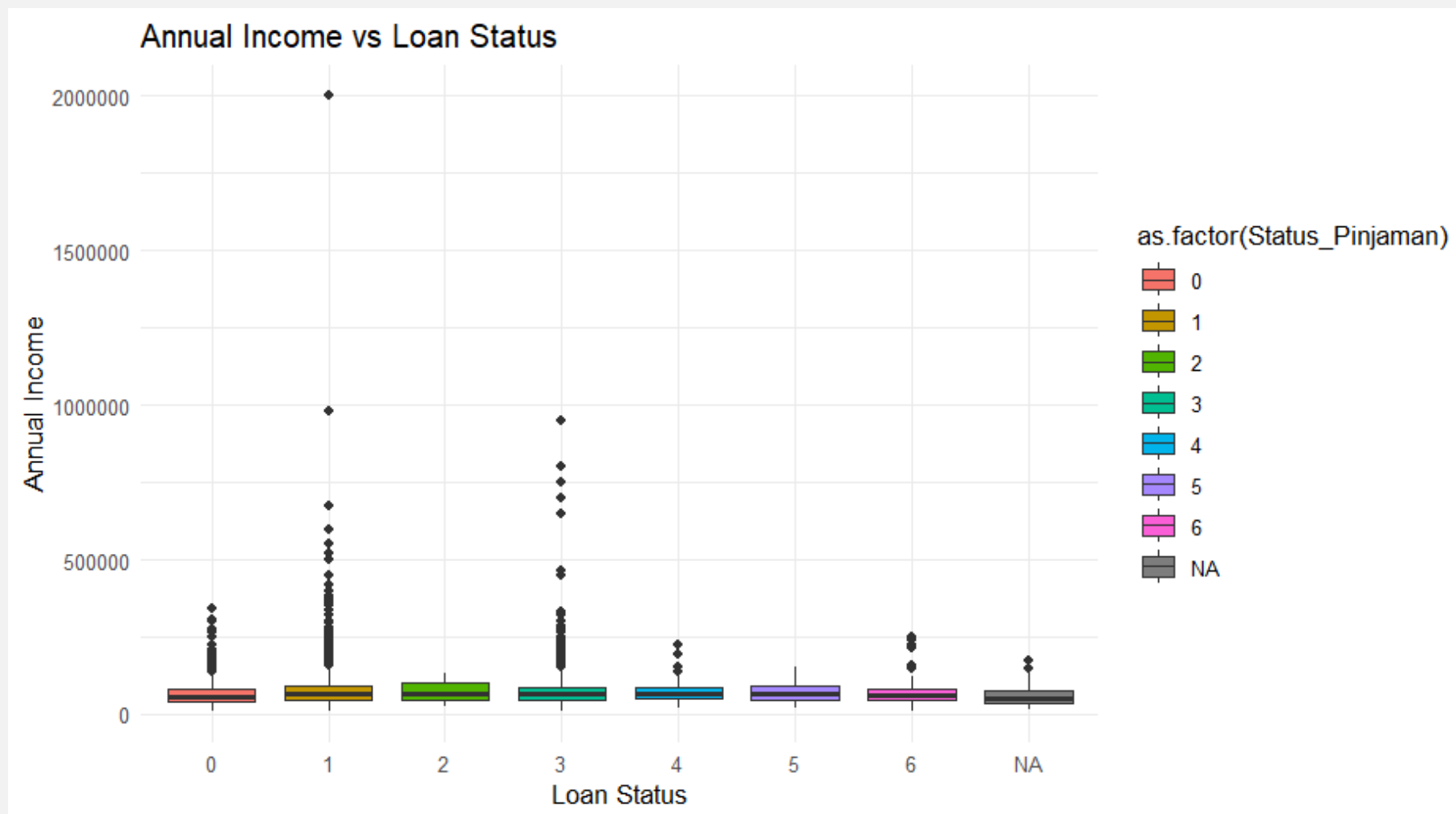
Uji Beda Rata-Rata pendapatan antar status pinjaman

Hasil uji beda rata-rata dengan ANOVA menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan pada rata-rata Pendapatan Tahunan antar kelompok Status Pinjaman ($F = 4.525$, $p < 0.001$). Artinya, pendapatan tahunan nasabah bervariasi secara signifikan tergantung pada status pinjamannya. Sebanyak 71 observasi dikeluarkan dari analisis karena data tidak lengkap.



2. Descriptive Statistics

BoxPlot Income dan Loan Status

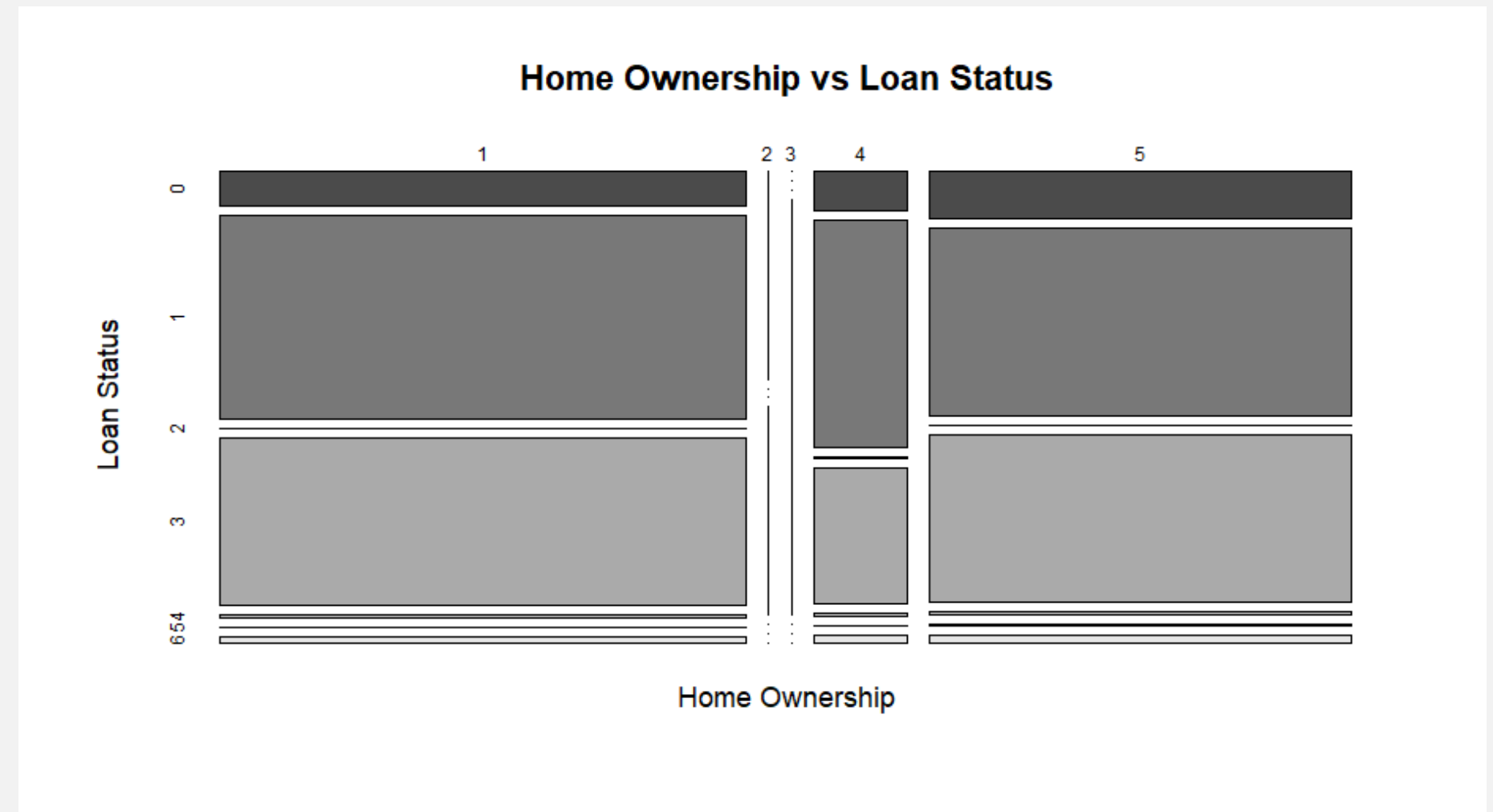


- Median pendapatan tahunan relatif mirip di hampir semua kategori status pinjaman, meskipun ada sedikit variasi.
- Terlihat banyak outlier (pendapatan sangat tinggi), khususnya pada status pinjaman 0, 1, dan 3, yang mengindikasikan sebagian kecil peminjam memiliki pendapatan jauh di atas rata-rata.
- Sebagian besar data terkonsentrasi pada pendapatan tahunan di bawah 200.000.

2. Descriptive Statistics

Asosiasi antara Status Kepemilikan Rumah dengan Status Pinjaman

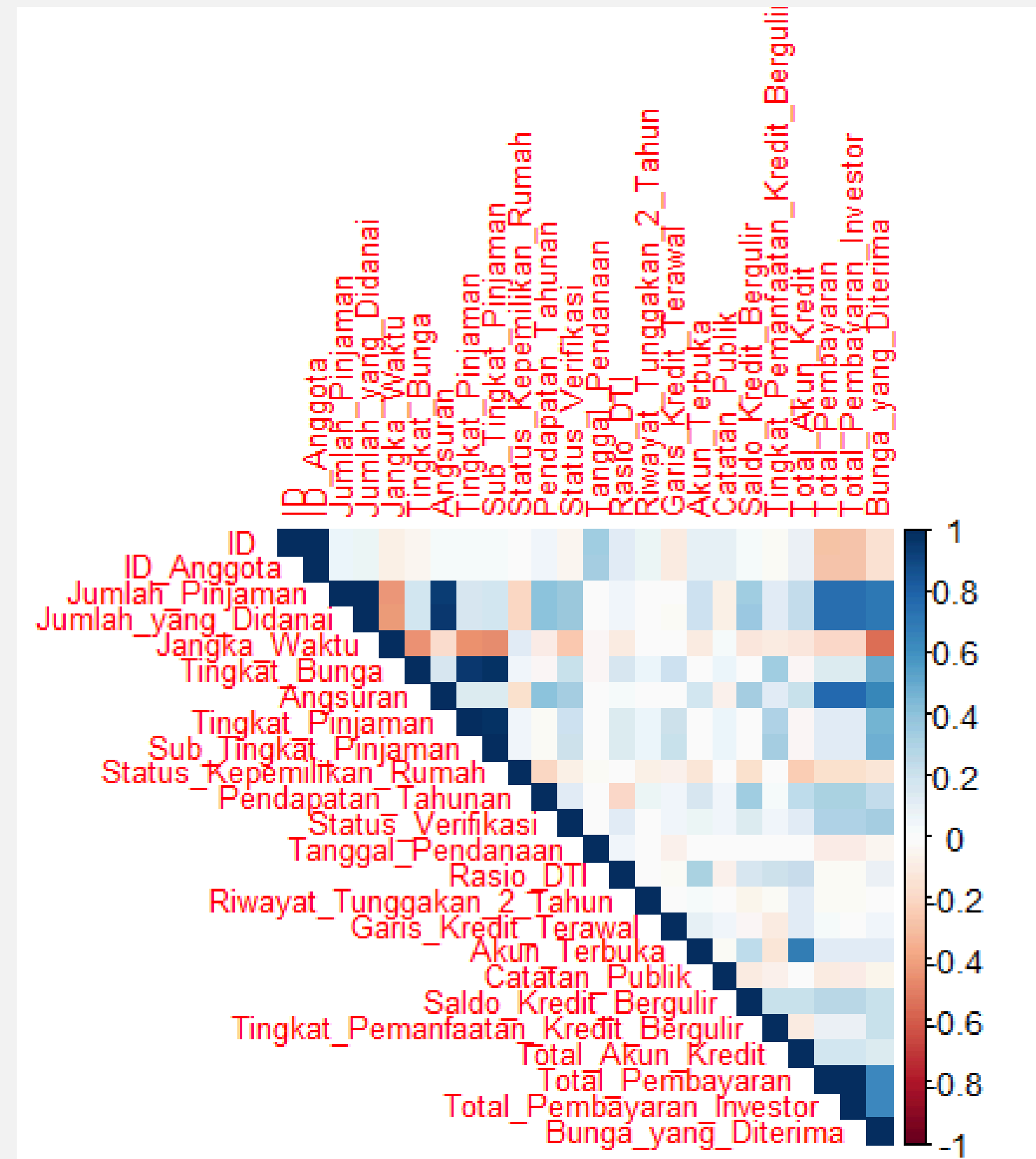
- Pemilik rumah tertentu (kategori 1 dan 5) lebih banyak terasosiasi dengan status pinjaman aktif maupun selesai (loan status menengah).
- Sementara kategori kepemilikan lain (misalnya 2, 3, dan 4) memiliki proporsi lebih kecil dalam semua status pinjaman.
- Hal ini menunjukkan bahwa kepemilikan rumah yang lebih stabil cenderung terkait dengan distribusi pinjaman yang lebih jelas dan besar, dibandingkan kategori kepemilikan rumah lain yang jumlahnya relatif sedikit.



2. Descriptive Statistics

HeatMap

- **Positif Kuat:** Jumlah Pinjaman, Jumlah yang Didanai, Angsuran, dan variabel total pembayaran saling berhubungan erat.
- **Negatif Kuat:** Tingkat Pinjaman berkorelasi negatif kuat dengan Tingkat Bunga. Artinya, grade pinjaman yang lebih baik memiliki bunga yang lebih rendah.
- **Lemah:** Sebagian besar variabel lain, seperti Pendapatan Tahunan dan Riwayat Tunggalan, menunjukkan korelasi yang sangat lemah atau tidak ada.



DATA MODELLING

1. Train & Test Data

```
> # 2. Ringkasan jumlah data
> cat("Jumlah data total :", nrow(sample_dff), "\n")
Jumlah data total : 10000
> cat("Jumlah data train :", nrow(train_df), "\n")
Jumlah data train : 7005
> cat("Jumlah data test :", nrow(test_df), "\n\n")
Jumlah data test : 2995

> # 3. Distribusi kelas
> cat("Distribusi Status Pinjaman (Train):\n")
Distribusi Status Pinjaman (Train):
> print(prop.table(table(train_df$Status_Pinjaman)))

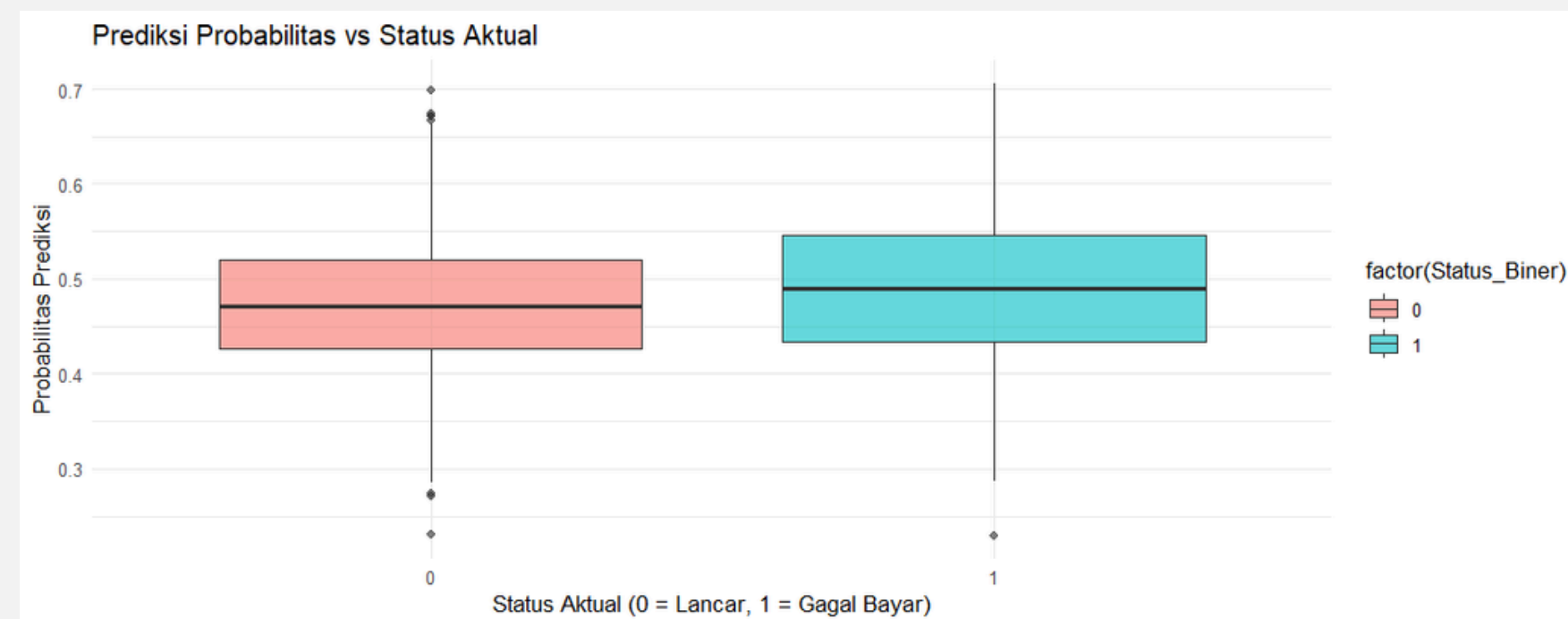
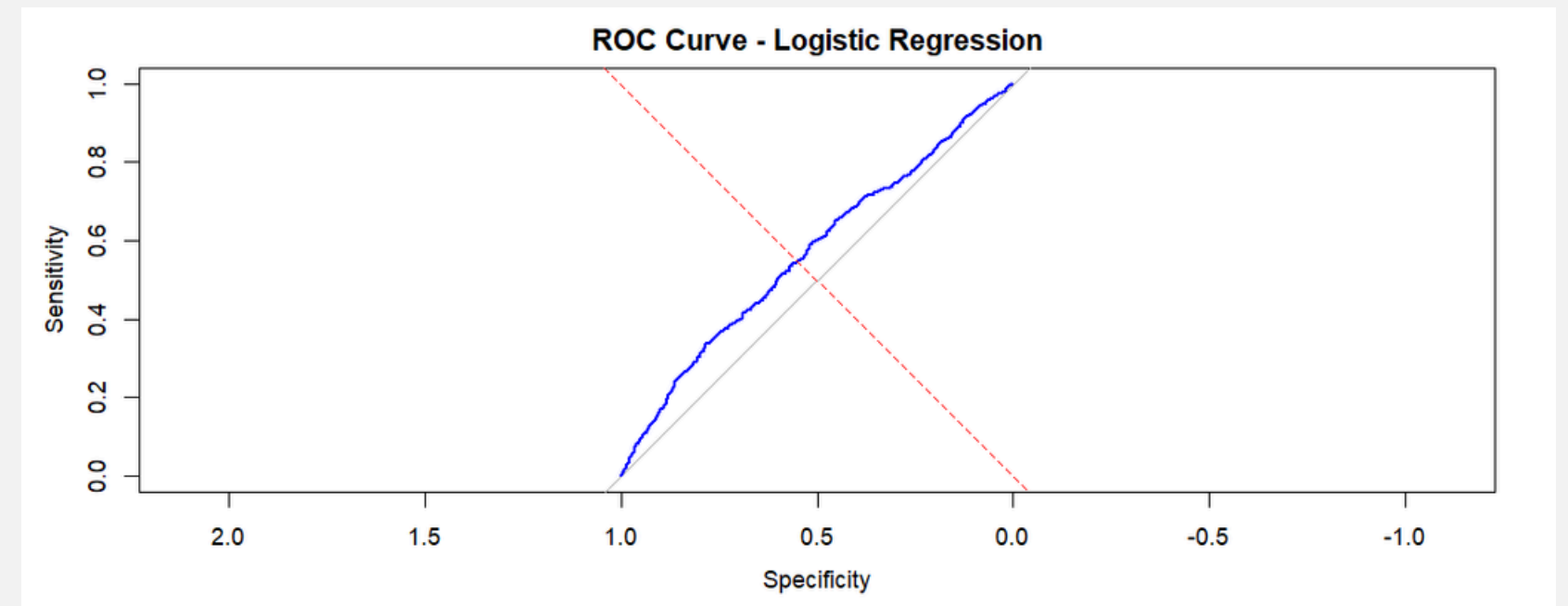
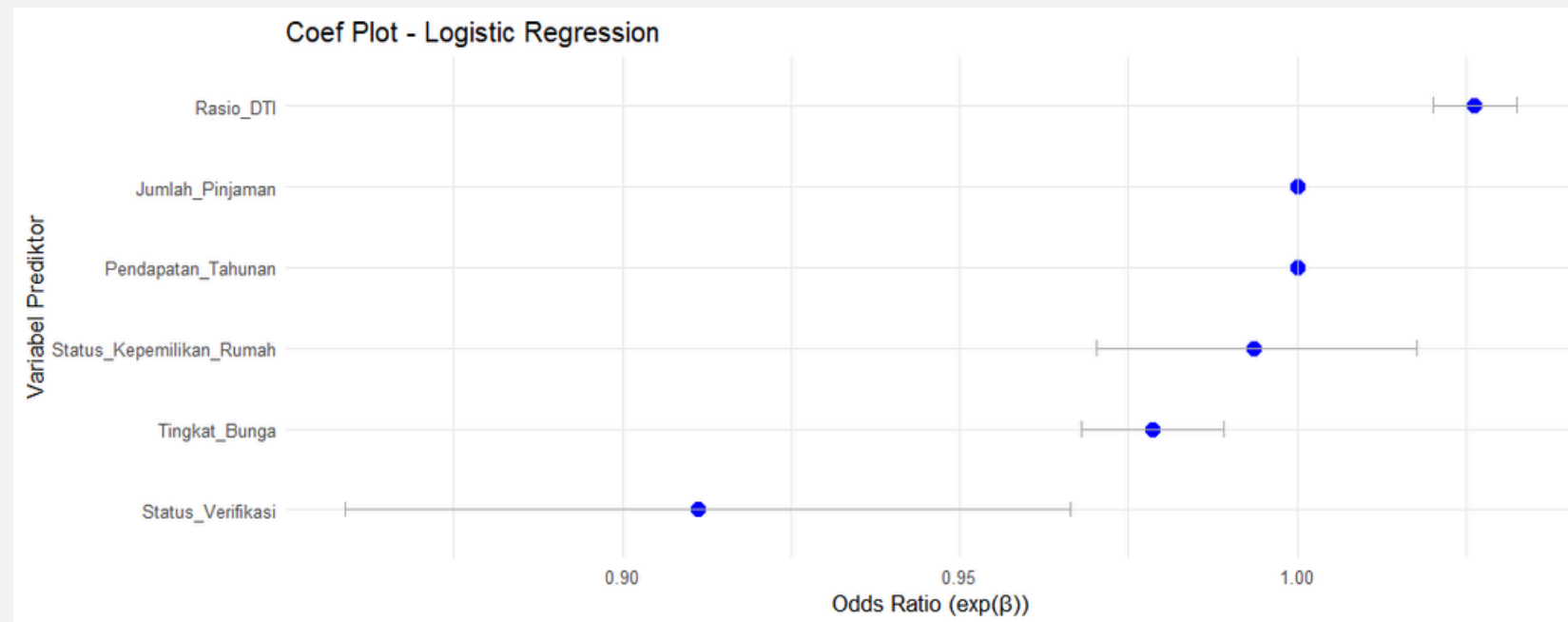
      0      1      2      3      4      5      6
0.096621136 0.479654925 0.001725377 0.394823868 0.008051761 0.002588066 0.016534867
> cat("\nDistribusi Status Pinjaman (Test):\n")

Distribusi Status Pinjaman (Test):
> print(prop.table(table(test_df$Status_Pinjaman)))

      0      1      2      3      4      5      6
0.096503026 0.480497646 0.001344990 0.395427034 0.007733692 0.002353732 0.016139879
```

- Kelas 0: Sekitar 9,6% dari total data.
- Kelas 1: Kelas yang paling dominan, mencakup hampir 48% dari total data.
- Kelas 2, 4, 5, 6: Masing-masing memiliki persentase yang sangat kecil, kurang dari 2%.
- Kelas 3: Sekitar 39,4% dari total data, menjadikannya kelas terbesar kedua.

2. REGRESION



2. REGRESION

Confusion Matrix and Statistics

| | Reference | |
|------------|-----------|-----|
| Prediction | 0 | 1 |
| 0 | 650 | 534 |
| 1 | 366 | 435 |

Accuracy : 0.5466
 95% CI : (0.5244, 0.5687)
 No Information Rate : 0.5118
 P-Value [Acc > NIR] : 0.00104

 Kappa : 0.089

 Mcnemar's Test P-Value : 2.597e-08

 Sensitivity : 0.4489
 Specificity : 0.6398
 Pos Pred Value : 0.5431
 Neg Pred Value : 0.5490
 Prevalence : 0.4882
 Detection Rate : 0.2191
 Detection Prevalence : 0.4035
 Balanced Accuracy : 0.5443

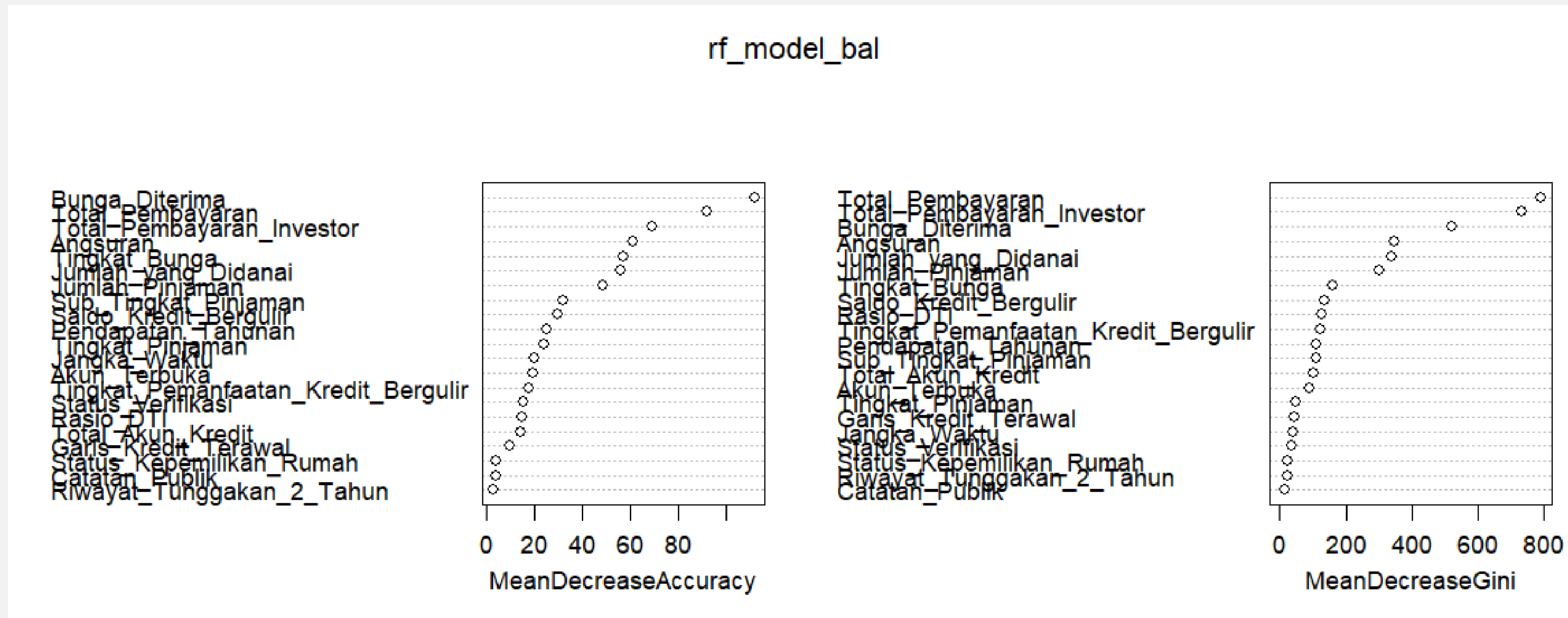
 'Positive' Class : 1

=== Confusion Matrix ===

| | Reference | |
|------------|-----------|-----|
| Prediction | 0 | 1 |
| 0 | 650 | 534 |
| 1 | 366 | 435 |

- Accuracy: 54.7% (hanya sedikit di atas baseline 51.1%).
- Kappa: 0.089 → kesesuaian prediksi sangat lemah.
- Sensitivity (Recall): 44.9% → banyak gagal bayar tidak terdeteksi.
- Specificity: 63.9% → lebih baik mendeteksi nasabah lancar.
- Precision Positif: 54.3% → prediksi gagal bayar masih sering salah.
- Balanced Accuracy: 54.4% → hampir setara dengan tebakan acak.
- McNemar's Test signifikan → ada bias prediksi ke salah satu kelas.

3. RANDOM FOREST



3. RANDOM FOREST

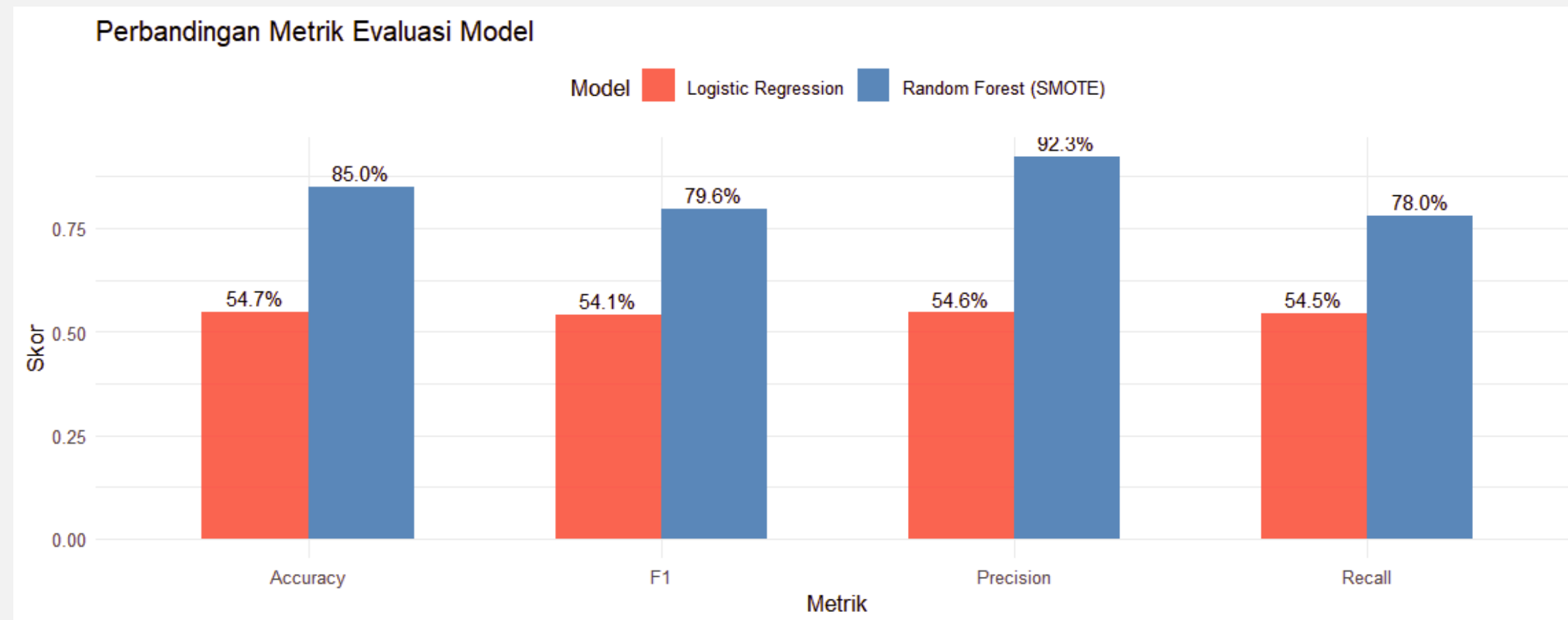
```
Precision : 0.9232
Recall    : 0.7802
F2-Score  : 0.796
> accuracy
[1] 0.8503778
```

- Model Random Forest dengan SMOTE menghasilkan performa sangat baik untuk klasifikasi status pinjaman.
- Dengan Precision tinggi (92%), model aman dari false positive, dan Recall 78% cukup baik untuk menangkap risiko.
- Secara praktis, lender bisa menggunakan model ini untuk mengurangi kerugian akibat pinjaman gagal bayar, meskipun masih ada sekitar 22% risiko gagal bayar yang tidak terdeteksi.

EVALUATION

MODEL EVALUATION

AUC = 0.5683999



- Accuracy: Logistic (54.7%) jauh di bawah Random Forest (85%).
- F1-Score: Logistic (54.1%) vs Random Forest (79.6%) → RF lebih seimbang.
-

- Accuracy: Logistic (54.7%) jauh di bawah Precision: Logistic (54.6%) vs Random Forest (92.3%) → RF lebih tepat dalam memprediksi gagal bayar.
- Recall: Logistic (54.5%) vs Random Forest (78%) → RF lebih banyak mendeteksi kasus gagal bayar.

CONCLUSION

Hasil

- Berdasarkan EDA, terlihat adanya peningkatan jumlah pinjaman bermasalah pada tahun 2014.
- Sebagian besar pinjaman yang macet mengalami keterlambatan dalam rentang 10–30 bulan.
- Hasil uji ANOVA menunjukkan bahwa usia kredit memiliki pengaruh signifikan terhadap status pinjaman buruk (berpotensi macet).

Model Terbaik

- Berdasarkan evaluasi, Random Forest dengan SMOTE memberikan hasil terbaik dengan akurasi 85%, precision 92%, recall 78%, dan F1 79%.
- Dibandingkan Logistic Regression, Random Forest jauh lebih baik dalam mendeteksi pinjaman berisiko tinggi.
- Jika tujuan utama adalah meminimalkan risiko salah klasifikasi (False Negatives), Random Forest lebih disarankan.
- Model ini efektif untuk mendukung keputusan kredit agar lebih tepat dan mengurangi potensi gagal bayar.

THANK YOU

I appreciate the opportunity to present this project. I am confident that my skills in Data Analysis, and I am available to discuss this further.

Git Hub : <https://github.com/sabillafarah/Loan-Classification.git>

File Project :

https://drive.google.com/drive/folders/1kxmF8qVh26merOOS-uBcrjGhhztqZRln?usp=drive_link



081252501012



sabillafarannisa@gmail.com



@Sabilla Farah Annisa

