

# Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi ShopeePay pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dengan Teknik SMOTE

Oleh:

Yumna Almas Elsaviyanto

Istian Kriya Almanfaluti

Progam Studi Bisnis Digital

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Agustus, 2026



# Latar Belakang

Pertumbuhan penggunaan dompet digital menjadikan pengalaman dan kepuasan pengguna sebagai aspek penting dalam menjaga kualitas layanan. Ulasan pada Google Play Store merekam persepsi aktual pengguna terhadap ShopeePay, baik berupa kepuasan maupun keluhan terkait transaksi, saldo, verifikasi akun, fitur, dan kendala teknis.

Besarnya volume ulasan membuat analisis secara manual menjadi kurang efektif. Oleh karena itu, analisis sentimen berbasis machine learning digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan positif dan negatif secara otomatis sehingga dapat membantu pengembang memperoleh evaluasi layanan yang lebih cepat dan berbasis data.

Namun, distribusi ulasan pengguna umumnya tidak seimbang, karena jumlah sentimen positif lebih dominan dibandingkan sentimen negatif. Kondisi ini dapat menyebabkan model klasifikasi bias terhadap kelas mayoritas dan menurunkan kemampuan model dalam mengenali keluhan pengguna sebagai kelas minoritas.

Untuk menjawab permasalahan tersebut, penelitian menggunakan Multinomial Naïve Bayes sebagai algoritma klasifikasi dan SMOTE sebagai teknik penanganan ketidakseimbangan data, kemudian membandingkan kinerja model pada kondisi balanced dataset dan imbalanced dataset.

## Data ulasan tidak seimbang

Positif 

Negatif 

Masalah utama: distribusi kelas yang tidak seimbang dapat membuat model lebih banyak mempelajari sentimen positif sehingga kemampuan mendeteksi ulasan negatif menjadi kurang optimal.

# Pertanyaan Penelitian (Rumusan Masalah)

Penelitian ini menelaah pola sentimen ulasan ShopeePay serta membandingkan kinerja Multinomial Naïve Bayes pada kondisi data seimbang dan tidak seimbang dengan penerapan SMOTE.

01

Bagaimana pola sentimen positif dan negatif dalam ulasan ShopeePay?

02

Seberapa baik kinerja Naïve Bayes berdasarkan accuracy, precision, recall, dan F1-score?

03

Bagaimana perbandingan performa pada balanced dataset dan imbalanced dataset?

04

Bagaimana pengaruh SMOTE saat menangani distribusi kelas tidak seimbang?

# Tujuan

01

Menganalisis sebaran sentimen positif dan negatif pada ulasan ShopeePay.

02

Menguji kinerja Multinomial Naïve Bayes menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.

03

Membandingkan performa model pada balanced dataset dan imbalanced dataset yang ditangani dengan SMOTE.

# Literature Review

## Analisis Sentimen

Bagian dari *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengidentifikasi opini, sikap, dan emosi dalam data teks. Dalam konteks ulasan aplikasi, analisis sentimen membantu mengubah teks tidak terstruktur menjadi informasi terukur untuk memahami persepsi pengguna dan mengidentifikasi aspek layanan yang perlu diperbaiki.

## Multinomial Naïve Bayes

Algoritma klasifikasi probabilistik berbasis Teorema Bayes yang cepat dan efisien untuk data teks dalam jumlah besar. Multinomial Naïve Bayes menggunakan frekuensi kemunculan kata sebagai dasar klasifikasi sehingga sesuai dengan representasi *Bag-of-Words* dan *CountVectorizer* pada analisis sentimen.

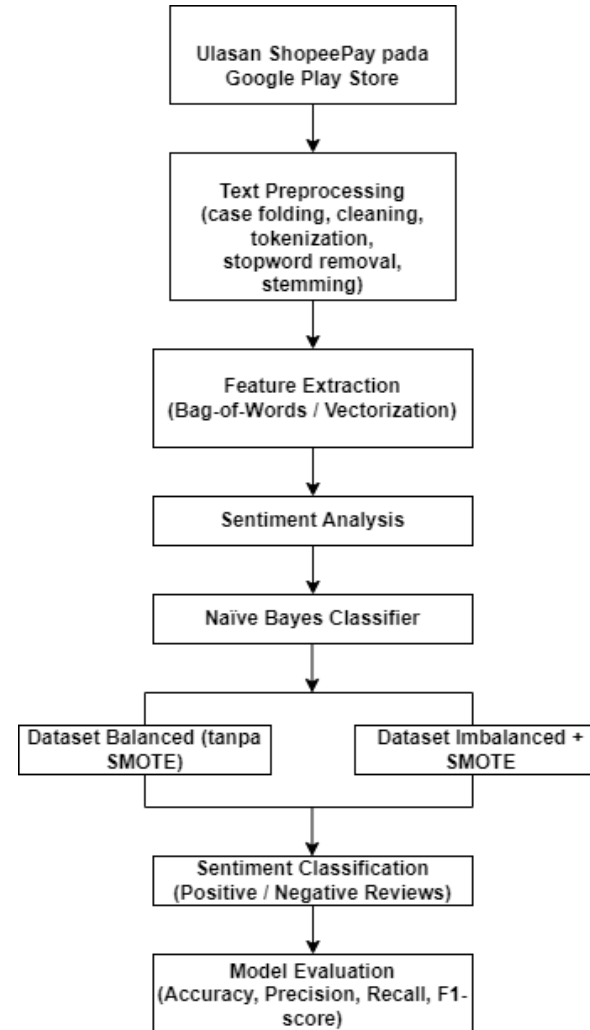
## SMOTE

Synthetic Minority Oversampling Technique digunakan untuk mengatasi class imbalance dengan menghasilkan sampel sintetis pada kelas minoritas berdasarkan data dan tetangga terdekatnya. Teknik ini bertujuan mengurangi bias model terhadap kelas mayoritas serta meningkatkan kemampuan model dalam mengenali sentimen minoritas.

## Ulasan Pengguna

Ulasan pengguna merupakan bentuk *electronic word-of-mouth* dan *voice of customer* yang mencerminkan pengalaman, evaluasi, dan ekspektasi pengguna. Data tersebut dapat digunakan untuk memahami kepuasan dan keluhan pengguna, mengidentifikasi permasalahan layanan, serta mendukung pengambilan keputusan peningkatan kualitas aplikasi.

# Kerangka Berpikir



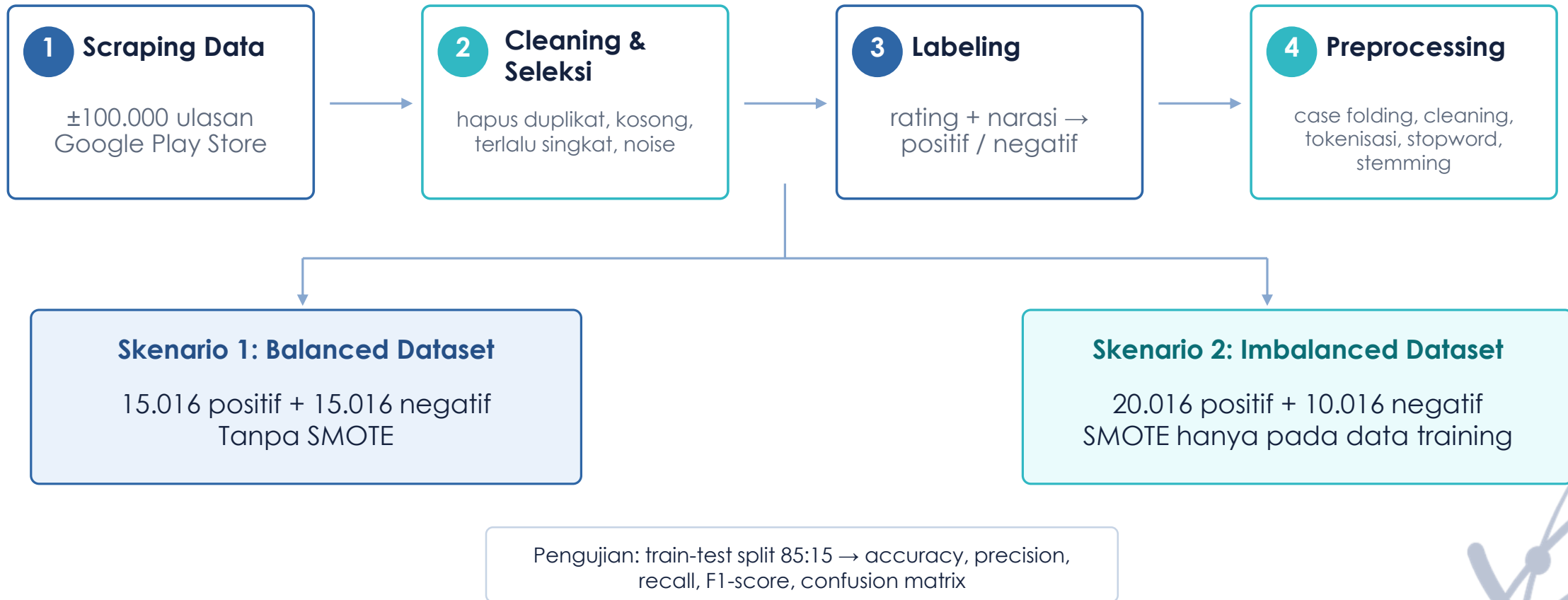
# Metode

Alur penelitian dirancang untuk mengubah ulasan teks tidak terstruktur menjadi model klasifikasi sentimen yang terukur.



# Alur Pemrosesan Data dan Evaluasi Model

Rangkaian teknis menjaga kualitas data, mencegah data leakage, dan menghasilkan perbandingan performa yang objektif.



# Hasil dan Pembahasan

# Deskripsi Dataset Penelitian

Dataset awal berasal dari  $\pm 100.000$  ulasan ShopeePay. Setelah cleaning, pelabelan, dan seleksi, penelitian menggunakan dua skenario dataset.

| Skenario   | Positif | Negatif | Total  |
|------------|---------|---------|--------|
| Balanced   | 15.016  | 15.016  | 30.032 |
| Imbalanced | 20.016  | 10.016  | 30.032 |

## Balanced Dataset

Positif 

Negatif 

## Imbalanced Dataset

Positif 

Negatif 

# Preprocessing Data

Case Folding  
Menyeragamkan huruf  
menjadi lowercase  
Contoh: ShopeePay →  
shopeepay

Normalisasi  
Mengubah kata tidak baku  
menjadi bentuk standar  
Contoh: gk → tidak, sy →  
saya

Stopword Removal  
Menghapus kata umum  
yang kurang informatif  
Contoh: dan, yang, di, ke

Tokenization  
Memecah kalimat menjadi  
unit kata atau token  
Contoh: teks → [token]

Stemming  
Mengubah kata ke bentuk  
dasar  
Contoh: pembayaran,  
membayar → bayar

Vectorization  
Mengubah teks bersih  
menjadi angka  
CountVectorizer (Bag of  
Words)

Raw Review → Cleaning & Standardization → Token Processing → Numerical Features

Tujuan preprocessing adalah mengurangi noise, menyeragamkan variasi penulisan, mempertahankan kata yang informatif, dan menghasilkan representasi teks yang konsisten sehingga kualitas fitur meningkat untuk proses klasifikasi Multinomial Naïve Bayes.

# Pengolahan Balanced Dataset

## Komposisi Dataset

| Komponen   | Jumlah | Proporsi |
|------------|--------|----------|
| Total Data | 30.032 | 100%     |
| Positif    | 15.016 | 50%      |
| Negatif    | 15.016 | 50%      |
| Training   | 25.527 | 85%      |
| Testing    | 4.505  | 15%      |

Dataset dibuat seimbang supaya karakteristik sentimen positif dan negatif dipelajari secara proporsional.

## Distribusi Seimbang

Positif  50%

Negatif  50%

### Prior Probability Setara

Proporsi kelas 50:50 membuat model lebih menekankan pola kata dalam ulasan, bukan jumlah data pada kelas mayoritas.

## Hasil Klasifikasi

Akurasi

**91,03%**

4.505 data uji

F1-score

**0,91**

dua kelas

### Metrik Per Kelas

Negatif: P 0,90 | R 0,92 | F1 0,91  
Positif: P 0,92 | R 0,90 | F1 0,91

Preprocessing



CountVectorizer  
Bag of Words



Multinomial  
Naïve Bayes



Testing  
15%

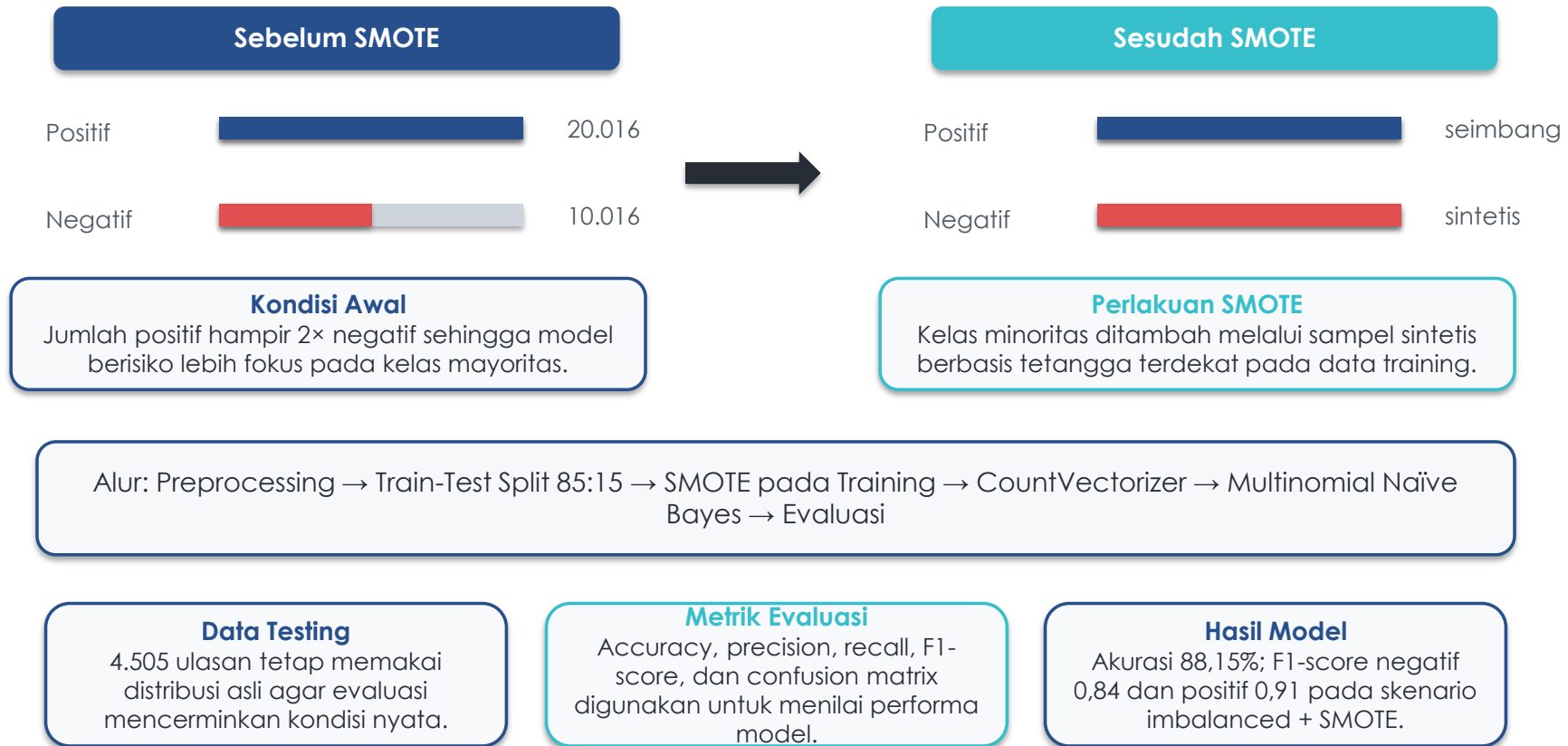


Evaluasi  
Model

Balanced dataset menghasilkan proses pembelajaran yang lebih objektif dan stabil. Model mampu mengklasifikasikan sekitar sembilan dari sepuluh ulasan dengan benar serta menunjukkan performa yang relatif seimbang pada sentimen positif maupun negatif.

# Pengolahan Inbalanced Dataset

SMOTE diterapkan setelah train-test split dan hanya pada data training untuk mencegah data leakage.



Inti temuan: SMOTE membantu mengurangi ketimpangan kelas, tetapi distribusi data tetap memengaruhi stabilitas performa klasifikasi.

# Perbandingan Balanced Dataset dan SMOTE

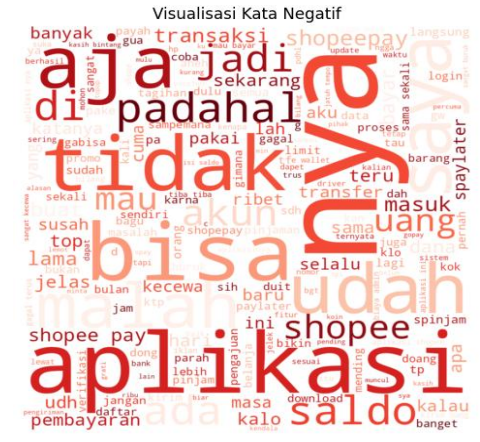
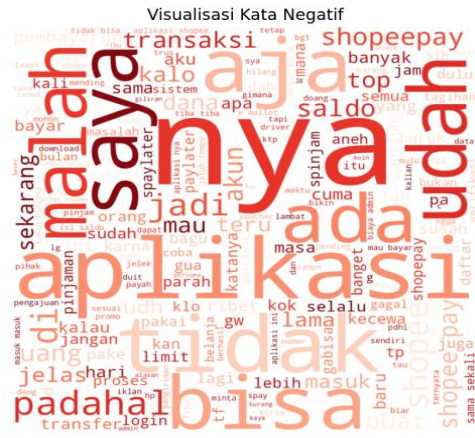
| Aspek            | Balanced Dataset                                         | Imbalanced + SMOTE                                             |
|------------------|----------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------|
| Accuracy         | 91,03%                                                   | 88,15%                                                         |
| F1 Negatif       | 0,91                                                     | 0,84                                                           |
| F1 Positif       | 0,91                                                     | 0,91                                                           |
| Distribusi Kelas | Positif dan negatif sama besar                           | Awalnya tidak seimbang, kelas minoritas ditambah dengan SMOTE  |
| Kemampuan Model  | Kinerja seimbang pada kedua kelas                        | Recall negatif meningkat, namun precision negatif lebih rendah |
| Stabilitas       | Lebih stabil dan konsisten                               | Kinerja antar kelas kurang merata                              |
| Implikasi        | Cocok ketika distribusi kelas dapat dikontrol sejak awal | Berguna ketika data asli memiliki ketidakseimbangan kelas      |
| Kesimpulan       | Performa terbaik                                         | Membantu minoritas, belum melampaui balanced dataset           |

Balanced: data seimbang → pembelajaran proporsional → performa stabil

SMOTE: oversampling minoritas → deteksi negatif membaik, stabilitas belum optimal

Model terbaik diperoleh saat distribusi kelas sudah seimbang sejak awal. SMOTE membantu meningkatkan representasi kelas minoritas, tetapi akurasi dan kestabilan model masih berada di bawah balanced dataset.

# Kata Dominan dalam Ulasan



## Balanced

## Inbalanced

Ulasan positif berkaitan dengan kemudahan dan kecepatan transaksi. Ulasan negatif lebih banyak berkaitan dengan saldo, pembayaran, verifikasi, login, dan masalah teknis.

# Kesimpulan

Model Multinomial Naïve Bayes efektif untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan ShopeePay. Performa terbaik muncul ketika distribusi kelas positif dan negatif dibuat seimbang sejak awal.

01

## Hasil Utama

Balanced dataset memperoleh accuracy 91,03% dan F1-score 0,91 pada kedua kelas, sehingga model lebih stabil dalam mengenali sentimen positif dan negatif.

02

## Peran SMOTE

SMOTE membantu representasi kelas minoritas dan meningkatkan recall negatif, tetapi accuracy turun menjadi 88,15% serta precision negatif masih lebih rendah.

03

## Makna Metodologis

Distribusi kelas menjadi faktor penting dalam membangun model analisis sentimen yang akurat, stabil, dan tidak bias terhadap kelas mayoritas.

04

## Implikasi Praktis

Keluhan terkait transaksi, saldo, login, verifikasi akun, dan kendala teknis dapat menjadi prioritas evaluasi dan perbaikan layanan ShopeePay.

Balanced dataset



91,03%

Imbalanced + SMOTE



88,15%

Akurasi menunjukkan model pada balanced dataset lebih unggul dan konsisten.

Balanced dataset menghasilkan performa klasifikasi paling stabil dan akurat; SMOTE membantu kelas minoritas, tetapi belum melampaui data yang sudah seimbang sejak awal.

