



## Research article

## Penerapan Metode Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Brimo di Google Play Store

### *Implementing the Naïve Bayes Method for Sentiment Classification of Brimo App User Reviews on the Google Play Store*

Nur'aini<sup>1</sup>, Siti Nurhaliza<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Sistem Informasi, Universitas Islam Indragiri, Tembilahan, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Sistem Informasi, Universitas Islam Indragiri, Tembilahan, Indonesia

email: <sup>1</sup>[nuraini201787@gmail.com](mailto:nuraini201787@gmail.com), <sup>2</sup>[sitinurhaliza0817@gmail.com](mailto:sitinurhaliza0817@gmail.com)

\* Correspondence

#### ARTICLE INFO

##### Article history:

Received mm dd, yyyy

Revised mm dd, yyyy

Accepted mm dd, yyyy

Available online mm dd, yyyy

##### Keywords:

Analisis Sentimen,

Naïve Bayes,

Brimo,

Web Scraping,

Goggle Colab

##### Please cite this article in IEEE style as:

F. Author, S. Author, T. Author and

F. Author, "Article Title," *Data*

*Science Insights*, vol. X, no. X, pp.

XX-XXX, 202X, Doi.XXX.

#### ABSTRACT

Perkembangan teknologi digital telah mendorong peningkatan penggunaan aplikasi perbankan berbasis mobile, salah satunya Brimo yang dikembangkan oleh Bank BRI. Ulasan pengguna di Google Play Store mencerminkan pengalaman dan tingkat kepuasan terhadap aplikasi, namun jumlah ulasan yang besar membuat proses analisis manual menjadi tidak efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Brimo ke dalam kategori positif, negatif, dan netral menggunakan metode Naïve Bayes. Teknik pengumpulan data dilakukan dengan *web scraping* untuk mengambil ulasan pengguna dari Google Play Store. Proses analisis dilakukan menggunakan Google Colab dengan bahasa pemrograman Python, melalui tahapan *preprocessing*, pembobotan kata dengan *TF-IDF*, serta klasifikasi menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes. Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan pengguna adalah negatif 78%, berbanding terbalik dengan ulasan positif 22%. Klasifikasi menggunakan Model Naïve Bayes menghasilkan akurasi sebesar 73,56%, yang menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengenali sentimen secara umum, namun masih dipengaruhi oleh ketidakseimbangan data. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna dan menjadi masukan bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan. Dampak dari penelitian ini adalah tersedianya model analisis berbasis kecerdasan buatan yang mampu mengidentifikasi opini pengguna secara otomatis, cepat, dan akurat dalam mendukung pengembangan layanan digital perbankan.

*The development of digital technology has encouraged the increasing use of mobile-based banking applications, one of which is Brimo, developed by Bank BRI. User reviews on the Google Play Store reflect the experience and satisfaction level with the application, but the large number of reviews makes the manual analysis process inefficient. This study aims to classify the sentiment of Brimo application user reviews into positive, negative, and neutral categories using the Naïve Bayes method. The data collection technique was carried out using web scraping to retrieve user reviews from the Google Play Store. The analysis process was performed using Google Colab with the Python programming language, through the stages of preprocessing, word weighting with TF-IDF, and classification using the Multinomial Naïve Bayes algorithm. The sentiment analysis results showed that the majority of user reviews were negative (78%), compared to positive reviews (22%). Classification using the Naïve Bayes Model yielded an accuracy of 73.56%, which indicates a reasonably good ability to recognize overall sentiment, but is still affected by data imbalance. The results of this study are expected to provide an overview of user perception and serve as input for developers to improve service quality. The impact of this research is the availability of an artificial intelligence-based analysis model capable of identifying user opinions automatically, quickly, and accurately in supporting the development of digital banking services.*

## 1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi yang sangat pesat telah memberikan dampak signifikan terhadap berbagai aspek kehidupan manusia, termasuk sektor perbankan [1]. Salah satu inovasi yang berkembang pesat adalah layanan perbankan digital berbasis mobile yang memungkinkan pengguna melakukan transaksi keuangan secara cepat, mudah, dan aman melalui aplikasi [2]. Salah satu aplikasi perbankan digital yang banyak digunakan di Indonesia adalah Brimo. Brimo (BRI Mobile Modern) merupakan aplikasi perbankan digital milik Bank Rakyat Indonesia (BRI) yang mengintegrasikan layanan mobile banking, internet banking, dan dompet digital dalam satu platform [3]. Seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna, berbagai ulasan dan opini mengenai aplikasi Brimo banyak ditemukan di platform Google Play Store [4]. Berdasarkan data pada situs Google Play aplikasi Brimo telah di download kurang lebih 50 juta unduhan dengan rating 4,5 dan tercatat 1 juta ulasan komentar pengguna aplikasi Brimo pada situs google play [5]. Google Play merupakan pusat distribusi aplikasi terbesar untuk perangkat berbasis Android yang memungkinkan pengguna untuk mengunduh, menilai, serta memberikan tanggapan terhadap berbagai aplikasi yang tersedia [6]. Ulasan-ulasan tersebut mencerminkan pengalaman pengguna, baik dalam bentuk kepuasan maupun keluhan terhadap fitur dan kinerja aplikasi. Informasi ini penting bagi pihak pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan. Namun, karena jumlah ulasan yang sangat banyak dan terus bertambah setiap hari, proses analisis manual menjadi tidak efisien. Oleh sebab itu, dibutuhkan metode analisis otomatis berbasis kecerdasan buatan untuk membantu mengelola serta memahami data teks tersebut secara sistematis.

Pendekatan yang umum digunakan dalam analisis teks adalah *klasifikasi sentimen*. Klasifikasi sentimen merupakan proses pengelompokan teks ke dalam kategori tertentu berdasarkan opini atau emosi yang terkandung di dalamnya, seperti sentimen positif, negatif, atau netral [7]. Proses ini termasuk cabang dari *text mining* yang bertujuan untuk mengidentifikasi kecenderungan emosi pengguna terhadap suatu produk atau layanan secara otomatis. Dengan menerapkan klasifikasi sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Brimo, pengembang dapat memperoleh wawasan mendalam mengenai tingkat kepuasan dan permasalahan yang sering dialami pengguna.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan efektivitas metode *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen teks. Seperti penelitian oleh Susilawati dan Muhammad Iqbal dengan judul “Penerapan Metode Naïve Bayes untuk Mengidentifikasi Sentimen Pengguna pada Ulasan Aplikasi ReelShort di Google Play Store” menunjukkan hasil akurasi sebesar 77%, presisi 83%, dan recall 77%. Hasil ini mengindikasikan bahwa algoritma *Naïve Bayes* cukup efektif dalam mengelompokkan sentimen pengguna, terutama pada ulasan negative [8]. Penelitian lain oleh Enda Suhadi berjudul “Analisis Sentimen Aplikasi Bisa Ekspor pada Ulasan Pengguna di Google Play dengan Naïve Bayes” menghasilkan akurasi 85,80%, presisi 81,42%, dan recall 92,76%, dengan 56,97% ulasan bersentimen positif dan 43,03% negatif. Hasil ini memperkuat bukti bahwa metode *Naïve Bayes* mampu memberikan hasil klasifikasi yang baik pada data ulasan pengguna [9]. Sementara itu, penelitian oleh Dedi Darwis, Nery Siskawati, dan Zaenal Abidin berjudul “Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter BMKG Nasional” menggunakan 1.179 tweet dan memperoleh akurasi sebesar 69,97% [10]. Ketiga penelitian tersebut sama-sama menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* efektif untuk analisis sentimen, meskipun hasil akurasi dipengaruhi oleh kualitas *preprocessing* data dan karakteristik teks yang dianalisis.

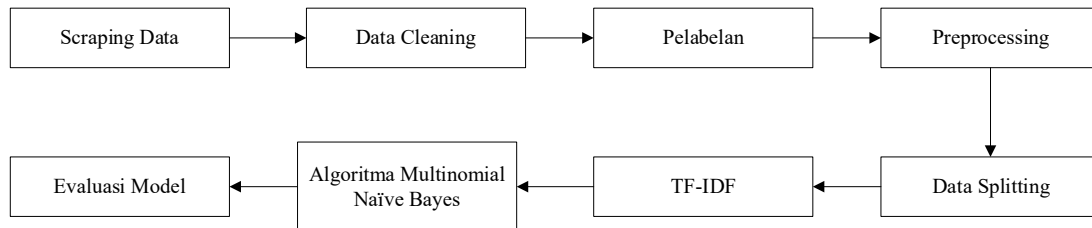
Namun, belum banyak penelitian yang secara khusus membahas analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Brimo di Google Play Store. Padahal, ulasan pengguna Brimo dapat menjadi sumber informasi penting untuk menilai kinerja aplikasi, tingkat kepuasan pengguna, serta permasalahan yang sering terjadi seperti gangguan login, transaksi gagal, atau tampilan antarmuka yang kurang optimal [11]. Kurangnya penelitian di bidang ini menyebabkan belum tersedianya data analitik berbasis opini pengguna yang dapat dijadikan acuan bagi pihak pengembang dalam meningkatkan kualitas dan stabilitas aplikasi. Oleh karena itu, diperlukan sebuah penelitian yang dapat menerapkan metode *Naïve Bayes* untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Brimo secara otomatis dan akurat.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Brimo di Google Play Store ke dalam kategori positif, negatif, dan netral dengan bantuan platform Google Colab dan bahasa pemrograman Python. Proses analisis dilakukan melalui *web scraping*, *preprocessing*, pembobotan kata menggunakan *TF-IDF*, dan klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan *f1-score* untuk mengetahui tingkat keakuratan hasil klasifikasi. Solusi yang ditawarkan dari penelitian ini adalah pemanfaatan algoritma *Naïve Bayes* untuk membangun sistem analisis opini pengguna berbasis kecerdasan buatan yang mampu mengolah data secara cepat dan otomatis. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata bagi pengembang aplikasi dalam memahami persepsi pengguna, meningkatkan kualitas fitur dan pelayanan, serta menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya dalam pengembangan model analisis sentimen pada aplikasi perbankan digital di Indonesia.

## 2. Metode Penelitian

Metode penelitian diartikan sebagai cara ilmiah untuk mendapatkan data dengan tujuan dan kegunaan tertentu melalui pendekatan, teknik, atau pedoman yang digunakan untuk merancang dan melaksanakan penelitian [12]. Penelitian ini menggunakan metode algoritma *Naïve Bayes*. Metode *Naïve Bayes* merupakan metode klasifikasi berbasis probabilitas yang banyak digunakan dalam analisis teks karena kemampuannya dalam mengolah data berdimensi tinggi secara efisien [13]. Metode ini mengasumsikan bahwa setiap fitur dalam data bersifat

independen, sehingga meskipun sederhana, sering kali memberikan hasil yang cukup baik dalam klasifikasi teks [14]. Jenis penelitian ini adalah penelitian kuantitatif dengan pendekatan analisis teks berbasis *machine learning*. Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan yang sistematis guna memperoleh hasil yang optimal. Pengolahan data opini dalam penelitian ini dilakukan menggunakan *tools* Google Colab yang disediakan oleh Google dengan bahasa pemrograman Python [15].



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 menggambarkan kerangka penelitian yang terdiri dari delapan tahapan utama, scraping data, data cleaning, pelabelan, preprocessing, data splitting, TF-IDF, Algoritma Multinomial *Naïve Bayes*, dan evaluasi model. Setiap tahapan saling berurutan untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen berbasis algoritma *Naïve Bayes* yang dapat mengidentifikasi opini pengguna secara otomatis.

### 2.1 Scraping Data

*Scraping Data* yaitu proses pengumpulan data melalui pustaka *google-play-scraper* pada Google Colab. Sumber data diambil dari ulasan pengguna aplikasi Brimo di Google Play Store. Sebanyak kurang lebih 1.000 ulasan berbahasa Indonesia dikumpulkan dengan berbagai tingkat rating (1–5) untuk memperoleh keragaman opini pengguna. Data hasil pengambilan kemudian disimpan dalam format *.csv* untuk memudahkan proses pengolahan.

### 2.2 Data Cleaning

Tahapan ini bertujuan untuk menghapus data yang tidak relevan, duplikat, atau bernilai kosong. Hanya dua kolom yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu kolom *content* yang berisi teks ulasan dan kolom *score* yang berisi nilai rating. Data yang telah dibersihkan kemudian disimpan kembali untuk digunakan pada tahap selanjutnya.

### 2.3 Pelabelan

Pelabelan data dilakukan untuk mengelompokkan ulasan pengguna ke dalam kategori sentimen berdasarkan nilai rating. Rating kurang dari tiga (1–2) dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan rating empat dan lima dikategorikan sebagai sentimen positif. Rating tiga tidak digunakan karena dianggap bersifat ambigu. Proses pelabelan menghasilkan dua kelas utama, yaitu sentimen positif dan negatif.

### 2.4 Preprocessing

*Preprocessing* merupakan tahapan yang dilakukan untuk membersihkan serta memperbaiki data agar siap digunakan dalam proses analisis [16]. Data yang diperoleh pada tahap pengumpulan umumnya masih bersifat tidak terstruktur dan mengandung berbagai karakter yang tidak diperlukan. Adapun tahapan dalam proses *preprocessing* meliputi beberapa langkah utama sebagai berikut:

1. *Case Folding*, dilakukan dengan mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil agar format teks menjadi seragam dan konsisten. Langkah ini penting untuk menghindari perbedaan makna antara kata yang sama tetapi berbeda penulisan, seperti “Aplikasi” dan “aplikasi”.
2. *Stopword Removal*, dilakukan dengan menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan dalam konteks analisis, seperti “yang”, “dan”, serta “di”. Tahap ini membantu model fokus pada kata-kata yang memiliki nilai informasi dalam menentukan sentimen.
3. *Tokenizing* merupakan proses memecah teks menjadi potongan kata (*token*). Setiap *token* mewakili satu unit analisis yang akan digunakan pada tahap berikutnya dalam pembobotan kata dan klasifikasi.
4. *Stemming*, dilakukan untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya menggunakan pustaka *Sastrawi*. Misalnya, kata “menbayar” diubah menjadi “bayar”. Tujuan tahap ini adalah untuk menyederhanakan variasi bentuk kata yang memiliki makna dasar yang sama.

Data hasil *preprocessing* kemudian disimpan dalam format *.csv* agar dapat digunakan pada tahap pembobotan dan klasifikasi sentimen.

### 2.5 Data Splitting

Data yang telah melalui tahap praproses dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% sebagai data latih (*training data*) dan 20% sebagai data uji (*testing data*). Pembagian ini dilakukan menggunakan fungsi *train\_test\_split* dari pustaka *scikit-learn* dengan pengaturan *random state* agar hasil dapat direplikasi.

### 2.6 TF-IDF

Setiap kata pada teks ulasan dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. Metode ini menghitung bobot setiap kata berdasarkan frekuensi

kemunculannya dalam dokumen, sehingga dapat membedakan antara kata yang penting dan kata yang sering muncul tetapi kurang informatif.

## 2.7 Algoritma *Multinomial Naïve Bayes*

Tahapan klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*, yang merupakan salah satu varian algoritma *Naïve Bayes* yang efektif untuk data teks. Algoritma ini bekerja dengan menghitung probabilitas setiap kata terhadap kelas sentimen tertentu berdasarkan prinsip teorema Bayes. Model dilatih menggunakan data latih untuk mengenali pola kata, kemudian diuji menggunakan data uji untuk menilai kemampuan klasifikasinya.

## 2.8 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat keberhasilan algoritma dalam mengklasifikasikan data. Pengukuran kinerja dilakukan dengan empat metrik utama, yaitu akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), recall, dan *f1-score*. Keempat metrik tersebut digunakan untuk menilai sejauh mana model dapat memberikan hasil klasifikasi yang tepat dan seimbang antara kelas positif dan negatif.

## 5. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini akan dibahas hasil analisis sentimen terhadap ulasan di aplikasi BRImo yang diperoleh melalui beberapa tahap penting. Analisis dilakukan untuk menunjukkan kualitas data dan kontribusinya terhadap pemodelan sentimen secara keseluruhan. Hasil dari analisis juga akan divisualisasikan menggunakan Tableau guna mempermudah interpretasi pola dan distribusi sentimen pada data ulasan pengguna

### 5.1 Scraping Data

Proses pengumpulan data atau scrapping dilakukan dengan menggunakan platform Google Colaboratory. Sebanyak 1000 data ulasan aplikasi Brimo dari Google Play Store dikumpulkan menggunakan library google-play-scapper.

	reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	repliedAt	appVersion
0	aa596c74-4222-4a22-8377-42d18429b04b	The Tarnished	lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc...	Apk ini sebelumnya sdh bagus, tapi skrg setela...	1	22	2.89.0	2025-11-03 01:15:22	Hai Sobat BRI, mohon maaf atas kendala yang di...	2025-11-03 02:20:50	2.89.0
1	99a90220-3b68-4ba6-87e6-7e021b96e173	Syawal Al Habibi	lh.googleusercontent.com/a/-ALV-U...	sulit sekali login jadi ketika butuh untuk bay...	3	34	2.89.0	2025-11-02 05:02:41	Hai Sobat BRI, mohon maaf atas kendala login a...	2025-11-02 07:16:15	2.89.0
2	ce40eb3f-7013-4591-8fe2-0ea4eac9672a	Ikhsan Saputra	lh.googleusercontent.com/a/-ALV-U...	Apk ini sebelumnya sdh bagus, tapi skrg setela...	3	190	2.88.0	2025-09-30 12:21:40	Mohon maaf atas kendala yang dialami. Untuk ti...	2025-10-01 00:02:13	2.88.0
3	d6acef65-ad21-40c4-8b40-dbe00a08b20f	Warsimah Simah	lh.googleusercontent.com/a/ACg8oc...	Saat buat transaksi selalu muncul tulisan di l...	1	334	2.87.1	2025-08-22 06:44:20	Hai Sobat BRI, mohon maaf atas kendala yang di...	2025-08-22 06:50:23	2.87.1
4	bbe3ba8d-2283-427d-a1d5-d321ac2ec179	Wahyu Adran	lh.googleusercontent.com/a/-ALV-U...	Parah bgt ini aplikasi, stlah di update malah ...	1	456	2.87.1	2025-08-26 21:23:12	Hai Sobat BRI, mohon maaf atas kendala yang di...	2025-08-26 06:43:01	2.87.1

Gambar 2. Hasil Scrapping Data

Gambar 2 menunjukkan beberapa ulasan yang sudah didapat dari aplikasi Brimo, data meliputi *review id*, *username*, *user image*, *content*, *score* dan lain sebagainya. Data ini kemudian disortir kembali menggunakan code python, sehingga hanya menghasilkan kolom *username*, *content*, *score* dan *at* yang akan digunakan untuk pelabelan data, seperti gambar 3 berikut.

```
df_busu[['userName', 'score', 'at', 'content']].head()
```

	userName	score	at	content
0	The Tarnished	1	2025-11-03 01:15:22	Apk ini sebelumnya sdh bagus, tapi skrg setela...
1	Syawal Al Habibi	3	2025-11-02 05:02:41	sulit sekali login jadi ketika butuh untuk bay...
2	Ikhsan Saputra	3	2025-09-30 12:21:40	Apk ini sebelumnya sdh bagus, tapi skrg setela...
3	Warsimah Simah	1	2025-08-22 06:44:20	Saat buat transaksi selalu muncul tulisan di l...
4	Wahyu Adran	1	2025-08-26 21:23:12	Parah bgt ini aplikasi, stlah di update malah ...

Gambar 3. Code Python dan Hasil Sortir Data

## 5.2 Pelabelan Data

Setelah scrapping data dilakukan, selanjutnya dilakukan proses labeling data. Labeling dilakukan terhadap nilai score pada ulasan yang diberikan oleh pengguna. Score 1 dan 2 akan memiliki label negatif sedangkan score 4 dan 5 akan berlabel positif. Sementara itu untuk score 3 diberi label netral atau none. Tetapi, score dengan label netral ini akan dibersihkan sehingga hanya ada 2 label yaitu positif dan negatif.

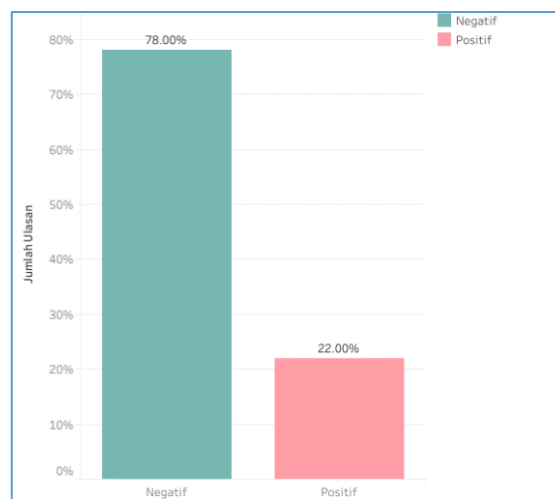
	content	score	Label
0	aplikasi ini sangat mpermudahh saat transaksi...	5	Positif
1	akhir bisa juga pakai brimo setelah cek data,t...	5	Positif
2	aplikasi yg sangat baik bisa dipercaya data na...	5	Positif
3	kabanyakan di kendala tranfer baik qris atau t...	1	Negatif
4	sistem aplikasinya parah, mau buat rek baru ma...	2	Negatif
5	Apk ini sebelumnya sdh bagus, tapi skrg setela...	1	Negatif

54	sinyal pake medsos lancar..browser lancar, pak...	1	Negatif
55	bagus tapi kenapa ini hari ini ga bisa transak...	5	Positif
56	ini aplikasi mempersulit banget ya makin hari ...	1	Negatif
57	ini aplikasi kok gabisa dibuka sih, aku pakai ...	1	Negatif
58	apaan sih, ga bisa dibuka. orang lagi perlu pe...	1	Negatif
59	saya sudah ada rekening kenapa saya daftar bri...	1	Negatif

Gambar 4. Hasil Pelabelan Data

Gambar 4 menunjukkan hasil pelabelan data yang sudah dibersihkan dari nilai label netral atau none. Data yang didapat sebanyak 59 ulasan positif dan negatif.



Gambar 5 Perbandingan Ulasan Positif dan Negatif

Gambar 5 menampilkan perbandingan ulasan dari pengguna aplikasi Brimo setelah proses labeling. Dari total ulasan yang dikumpulkan dapat diketahui sebanyak 78% pengguna memberikan penilaian negatif, sementara hanya 22% yang memberikan penilaian positif.

## 5.3 Preprocessing Data

Tahapan *preprocessing* dilakukan untuk mempersiapkan data teks agar siap digunakan dalam proses analisis sentimen. Proses awal dalam pengolahan data teks adalah pembersihan data. Tahap ini bertujuan untuk menghilangkan karakter-karakter yang tidak relevan seperti emoji, simbol, dan karakter khusus yang tidak diperlukan dalam analisis sentimen. Setelah proses pembersihan, dilakukan proses case folding yaitu mengubah semua huruf menjadi huruf kecil. Tujuannya adalah untuk menyatukan bentuk kata yang sama namun berbeda kapitalisasi.

### 5.3.1 Case folding

Proses *case folding* adalah proses mengubah sebuah huruf besar menjadi huruf kecil. Pada proses ini karakter-karakter 'A'-'Z' yang terdapat pada data diubah kedalam karakter 'a'-'z'.

Tabel 1. Hasil Case Folding

Hasil Cleaning	Hasil Case Folding
Apk ini sebelumnya sudah bagus, tapi sekarang...	apk ini sebelumnya sudah bagus tapi sekarang...
Sejauh ini karena aku baru pake pas pendaftaran...	sejauh ini karena aku baru pake pas pendaftaran...

Tabel 1 menunjukkan ulasan dari pengguna dengan huruf besar akan diubah menjadi huruf kecil seperti "Apk" menjadi "apk", "Sejauh" menjadi "sejauh".

### 5.3.2 Stopword removal

*Stopword* adalah kata umum yang biasanya muncul dalam jumlah besar dan dianggap tidak memiliki makna. Jadi pada tahap ini dilakukan penghapusan kata-kata yang memiliki informasi rendah dari sebuah teks, sehingga dapat fokus pada kata-kata penting yang ada.

Tabel 2. Hasil *Stopword Removal*

Hasil <i>Case Folding</i>	Hasil <i>Stopword Removal</i>
apk ini sebelumnya sudah bagus, tapi sekarang ...	apk sudah bagus sekarang pembaruan login muncul...
sejauh ini karena aku baru pake pas pendaftaran...	pake pas pendaftaran cepat mudah fiturnya qris...

Tabel 2 menunjukkan hasil dari *stopword removal*, pada kolom dapat dilihat ada beberapa kata yang dianggap tidak memiliki makna sudah dihapus.

### 5.3.3 Tokenizing

*Tokenizing* adalah proses pemisahan teks menjadi potongan-potongan yang disebut sebagai token untuk dianalisa. Kata, angka, simbol, tanda baca dan entitas penting lainnya dapat dianggap sebagai token. Didalam NLP, token diartikan sebagai "kata" meskipun *tokenizing* juga dapat dilakukan pada paragraf maupun kalimat.

Tabel 3. Hasil *Tokenizing*

Hasil <i>Stopword Removal</i>	Hasil <i>Tokenizing</i>
aplikasi yang dipercaya data nasabah terlindungi...	[aplikasi, yang, dipercaya, data, nasabah]
sistem aplikasinya parah rek gak telalu...	[sistem, aplikasinya, parah, rek, gak]

Tabel 3 menampilkan hasil dari proses *tokenizing* ulasan terhadap aplikasi BRImo, hasil *tokenizing* dapat dilihat pada kolom *tokenizing*, seperti ulasan “aplikasi yang dipercaya data nasabah terlindungi” dipisah menjadi “aplikasi, yang, dipercaya, data, nasabah”.

### 5.3.4 Stemming

*Stemming* adalah proses pemetaan dan penguraian bentuk dari suatu kata menjadi bentuk kata dasarnya. Saat melakukan *stemming* dalam bahasa Indonesia digunakan library Python Sastrawi yang menerapkan Algoritma Nazief dan Adriani.

```

-----
1 : aplikasi : aplikasi
2 : mmpermudahh : mmpermudahh
3 : transaksi : transaksi
4 : drmah : drmah
5 : rmahsangatt : rmahsangatt
6 : mmbntu : mmbntu
7 : mngurus : mngurus
8 : keuangan : uang
9 : pakai : pakai
10 : brimo : brimo
11 : cek : cek
12 : dataternyata : dataternyata
13 : salah : salah
14 : makasih : makasih
15 : cs : cs
16 : unit : unit
17 : rewwin : rewwin
18 : sidoarjo : sidoarjo
19 : cepat : cepat
20 : langsung : langsung

```

Gambar 6. Hasil *Stemming*

Gambar 6 menampilkan beberapa kata yang sudah dipetakan dan diuraikan menjadi bentuk kata dasar. Kata yang didapatkan dari ulasan para pengguna BRImo sebanyak 3384 kata.

## 5.4 Splitting Data

*Splitting Data* merupakan proses memecah data dari ulasan pengguna BRImo hingga test 20% dari keseluruhan data.

```

#membagi data menjadi data training dan testing dengan tesse_size = 0.20 dan random state nya 0
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
|
# Split data
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(
    data_clean['content'],
    data_clean['Label'],
    test_size=0.20,
    random_state=0
)

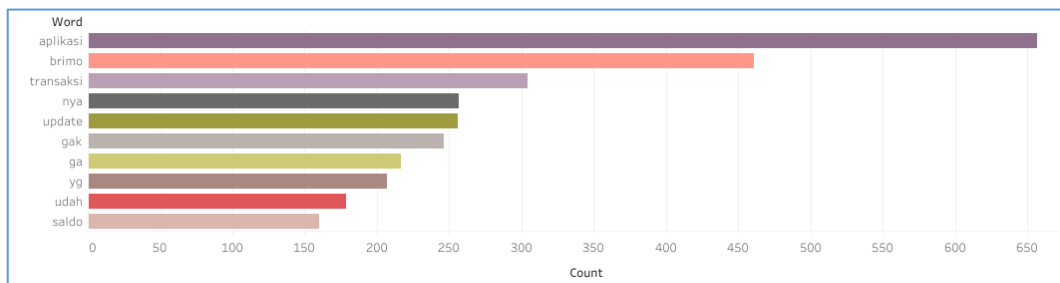
```

Gambar 7 Code Spiling Data

Gambar 7 menampilkan kode untuk membagi rata data menjadi data training dan testing dengan teks size 0,2 dan random setnya adalah 0.

## 5.5 TF IDF

*Analisis Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)* dilakukan untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling berpengaruh dalam ulasan pengguna aplikasi BRImo. Analisis ini divisualisasikan menggunakan bar chart.



Gambar 8 Hasil Pembobotan TF IDF

Gambar 8 menunjukkan visualisasi hasil perhitungan sepuluh kata dengan bobot tertinggi, yaitu “*aplikasi*”, “*brimo*”, “*transaksi*”, “*nya*”, “*update*”, “*gak*”, “*ga*”, “*yg*”, “*udah*”, dan “*saldo*”. Kata “*aplikasi*” dan “*brimo*” menempati posisi teratas dengan frekuensi kemunculan tertinggi, yang mencerminkan fokus utama pengguna terhadap kinerja dan pengalaman penggunaan aplikasi secara umum. Selanjutnya, kata “*transaksi*” dan “*saldo*” menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan berkaitan dengan aktivitas finansial, seperti kelancaran proses transaksi dan pengecekan saldo, yang menjadi fungsi inti aplikasi BRImo.

Kata “*update*” menandakan bahwa pengguna banyak menyoroti proses pembaruan sistem aplikasi, baik dalam konteks perbaikan maupun keluhan atas gangguan setelah pembaruan. Sementara itu, kata seperti “*gak*”, “*ga*”, “*yg*”, dan “*udah*” menunjukkan karakteristik bahasa informal yang umum digunakan dalam ulasan di platform digital, menggambarkan ekspresi spontan dan subjektif pengguna dalam menyampaikan pengalaman mereka.

Dari hasil ini dapat diketahui bahwa isu-isu yang paling sering dibahas pengguna BRImo berfokus pada stabilitas aplikasi, kelancaran transaksi, serta pengalaman penggunaan setelah pembaruan sistem. Hasil TF-IDF ini menjadi dasar penting dalam proses analisis sentimen karena membantu mengidentifikasi kata-kata kunci yang paling berkontribusi terhadap pembentukan persepsi positif maupun negatif dalam ulasan pengguna.

## 5.6 Hasil Klasifikasi Naïve Bayes

Setelah proses pembobotan kata menggunakan TF-IDF, tahap selanjutnya adalah melakukan klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Model ini dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data teks dengan jumlah fitur yang besar serta efisien dalam proses pelatihan. Evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score* dari hasil klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi BRImo.

Tabel 4 Klasifikasi Naïve Bayes

Akurasi Model : 0.7356				
: 73,56%				
Classification Report	Precision	Recall	F1-score	Support
Negatif	0.74	1.00	0.85	128
Positif	0.00	0.00	0.00	46
Accuracy	-	-	0.74	174
Macro avg	0.37	0.50	0.42	174
Wighted avg	0.54	0.74	0.62	174



Tabel 4 menunjukkan evaluasi model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naive Bayes* dengan representasi fitur TF-IDF yang menunjukkan tingkat akurasi sebesar 73,56%. Nilai ini mengindikasikan bahwa model cukup baik dalam mengenali pola kata pada ulasan pengguna aplikasi BRImo, meskipun masih terdapat ketidakseimbangan dalam kemampuan prediksi antar kelas sentimen.

Nilai precision untuk sentimen negatif sebesar 0.74, yang berarti sekitar 74% dari prediksi negatif model memang benar-benar negatif. Namun, karena tidak ada prediksi yang benar pada kelas positif, nilai precision dan recall untuk sentimen positif bernilai 0.00, serta F1-score hanya 0.62 pada *weighted average*. Ketimpangan ini menunjukkan bahwa data ulasan pengguna kemungkinan tidak seimbang (*imbalanced*), di mana jumlah ulasan negatif jauh lebih banyak dibanding ulasan positif. Akibatnya, model cenderung bias terhadap kelas yang dominan.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa meskipun model *Naive Bayes* dengan TF-IDF mampu mengenali ulasan negatif dengan baik, performa klasifikasi terhadap ulasan positif masih perlu ditingkatkan, misalnya melalui penyeimbangan data (*resampling*) atau penggunaan algoritma lain seperti SVM atau *Logistic Regression* untuk memperoleh hasil yang lebih seimbang.

Untuk memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi BRImo, dilakukan analisis teks terhadap berbagai ulasan pengguna yang dikategorikan menjadi dua kelompok, yaitu ulasan negatif dan ulasan positif. Hasil analisis divisualisasikan menggunakan *Word Cloud* agar pola kemunculan kata dapat terlihat secara lebih jelas.



Gambar 9. *Word Cloud* Ulasan Positif

Pada gambar 9 dapat diketahui kata yang paling dominan adalah “mudah”, “sangat”, “cepat”, dan “mempermudah”. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna merasa puas dengan kemudahan dan kecepatan transaksi yang ditawarkan oleh BRImo. Kata “mudah” dan “cepat” menggambarkan persepsi bahwa aplikasi ini memiliki antarmuka yang sederhana, mudah dipahami, serta mendukung transaksi secara efisien. Sedangkan kata “mempermudah”, “berbagai”, dan “transaksi” menegaskan bahwa pengguna menilai BRImo mampu mempermudah aktivitas keuangan sehari-hari, seperti pembayaran, transfer, dan pembelian layanan digital. Selain itu, kemunculan kata “sangat” menunjukkan adanya penekanan emosional dari pengguna yang merasa puas dan terbantu oleh keberadaan aplikasi ini.

Secara umum, hasil *Word Cloud* ulasan positif memperlihatkan bahwa pengguna memberikan apresiasi terhadap kemudahan penggunaan, kecepatan transaksi, serta fungsionalitas yang praktis dari aplikasi BRImo. Hal ini menjadi indikator bahwa BRImo berhasil memberikan pengalaman digital banking yang efisien dan user-friendly bagi sebagian besar penggunanya.





Gambar 10 Word Cloud Ulasan Negatif

Gambar menunjukkan hasil *Word Cloud* ulasan negatif dengan “brimo”, “saya”, “tidak”, “bisa”, dan “lagi” sebagai kata yang paling menonjol. Dominasi kata-kata tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan negatif berkaitan dengan keluhan pengguna terhadap kinerja aplikasi BRImo. Kata “tidak” dan “bisa” yang muncul dengan ukuran besar menunjukkan bahwa banyak pengguna mengeluhkan fitur yang tidak berfungsi sebagaimana mestinya, seperti tidak bisa login, tidak dapat melakukan transaksi, atau error saat update.

Selain itu, kata “update” dan “transaksi” juga sering muncul, yang mengindikasikan bahwa masalah umumnya terjadi setelah pembaruan aplikasi dilakukan. Beberapa kata lain seperti “lama”, “error”, dan “kenapa” juga memperkuat gambaran bahwa pengguna merasa tidak puas dengan kestabilan dan keandalan sistem BRImo. Hasil *Word Cloud* ulasan negatif menggambarkan bahwa permasalahan teknis dan pengalaman pengguna yang kurang lancar menjadi faktor utama ketidakpuasan pengguna aplikasi BRImo.

## 6. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi BRImo di Play Store, diperoleh bahwa sebagian besar pengguna memberikan ulasan negatif sebesar 78%, sedangkan positif hanya 22%. Hasil ini menunjukkan bahwa banyak pengguna masih mengalami kendala saat menggunakan aplikasi, terutama terkait stabilitas, error sistem, dan pembaruan aplikasi. Analisis TF-IDF memperlihatkan bahwa kata-kata seperti “aplikasi”, “transaksi”, “update”, dan “saldo” menjadi kata yang paling dominan, menandakan bahwa pengguna banyak membahas aspek fungsional dan kinerja utama aplikasi.

Model *Naïve Bayes* yang digunakan untuk klasifikasi menghasilkan akurasi sebesar 73,56%, menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengenali ulasan negatif, namun masih lemah dalam mendeteksi ulasan positif akibat ketidakseimbangan data. Secara keseluruhan, hasil analisis menunjukkan bahwa aplikasi BRImo telah memberikan kemudahan dan kecepatan transaksi bagi sebagian pengguna, tetapi masih memerlukan peningkatan pada kestabilan sistem dan pengalaman pengguna agar dapat meningkatkan kepuasan serta kepercayaan pengguna secara menyeluruh.

## References

- [1] F. A. Irawan, A. Rialdy, and A. Agung, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Bank Digital Menggunakan Algoritma Naive Bayes," vol. 4, no. 12, pp. 60–68, 2024.
- [2] M. A. Hermawan, A. Faqih, G. Dwilestari, T. Informatika, and S. Informasi, "Implementasi Akurasi Model Naive Bayes Menggunakan Smote Dalam Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Brimo," vol. 13, no. 1, 2025.
- [3] A. P. Astuti, S. Alam, and I. Jaelani, "Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dengan Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Aplikasi BRImo," vol. XI, no. 02, pp. 1–7, 2023.
- [4] D. Yuliana, A. Ningrum, E. Daniati, M. N. Muzaki, and S. Informasi, "Perbandingan Model BERT dan RNN-LSTM pada Analisis Sentimen Aplikasi BRI Mobile," vol. 4, no. 2, pp. 75–85, 2025.
- [5] M. Umair and E. R. Sutanto, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Pada Aplikasi BRImo BRI Menggunakan Metode Klasifikasi Algoritma Naive Bayes," vol. 8, no. April, pp. 1149–1159, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7381.
- [6] R. R. Suryono, "Analisis sentimen aplikasi x pada google play store menggunakan algoritma naïve bayes dan support vector machine (svm)," vol. 9, no. 3, pp. 1408–1419, 2024.

- [7] F. P. Saputra and O. Suria, "Penggabungan Model SVM dan Naive Bayes dengan Pendekatan Soft Voting untuk Analisis Sentimen Tong Tji Tea House Combining SVM and Naive Bayes Models using a Soft Voting Approach for Sentiment Analysis of Tong Tji Tea House," vol. 14, pp. 2479–2491, 2025.
- [8] M. Iqbal, "Penerapan Metode Naïve Bayes Pada Ulasan Aplikasi Reelshort," vol. 10, no. 1, pp. 49–59, 2025.
- [9] E. Suhadi, P. Studi, M. Sistem, U. K. Indonesia, K. Coblong, and K. Bandung, "Analisis Sentimen Aplikasi Bisa Ekspor Pada Ulasan Pengguna," vol. 9, no. 1, pp. 93–101, 2025.
- [10] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, "Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter BMKG Nasional," vol. 15, no. 1, pp. 131–145.
- [11] M. R. Pratama, Y. R. Ramadhan, and M. A. Komara, "Analisis Sentimen BRImo dan BCA Mobile Menggunakan Support Vector Machine dan Lexicon Based".
- [12] N. Rahmawati and H. Mulyono, "Panduan Mudah Belajar Framework Laravel," *PT Alex Media Komputindo*, vol. 1, no. 2, pp. 104–116, 2018, [Online]. Available: <http://jurnalmsi.stikom-db.ac.id/index.php/jurnalmsi/article/view/44/38>
- [13] N. S. Marga, A. R. Isnain, and D. Alita, "Terhadap Kasus Corona Menggunakan Metode Naive Bayes," vol. 2, no. 4, pp. 453–463, 2020.
- [14] N. Bayes, "Analisis Sentimen Kepuasan Masyarakat terhadap Aplikasi ' INFO BMKG ' menggunakan Naive Bayes , SVM , dan KNN Sentiment Analysis of Public Satisfaction with the ' INFO BMKG '," vol. 14, pp. 1418–1432, 2025.
- [15] E. Febriyani and H. Februariyanti, "Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier Di Twitter," vol. 17, no. 1, pp. 25–38, 2022.
- [16] E. F. Baharsyah, T. Hasanah, B. Aviani, C. Wulandari, and U. B. Insan, "Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi Belajar Online Ruang Guru Pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine," vol. 4, pp. 2965–2979, 2024.