

Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mobile Banking BCA Mobile dan Brimo Menggunakan Metode Naive Bayes

Grace Trifosa Sagala¹, Dedi Trisnawarman²

^{1,2}Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara

gracetrifosaa@gmail.com¹, dedi@fti.untar.ac.id²

ABSTRACT

The rapid development of digital financial technology in Indonesia has led to increased use of mobile banking applications as the primary medium for customer transactions. Two widely used platforms are BCA Mobile and BRImo, both of which receive various user reviews on the Google Play Store. This study aims to analyze user sentiment toward these applications using the Multinomial Naïve Bayes method and TF-IDF feature weighting. The dataset consists of 18,034 reviews that have undergone text preprocessing, including cleansing, case folding, tokenizing, normalization, filtering, and stemming, as well as lexicon-based sentiment labeling into two classes: positive and negative. The evaluation results show that the developed model achieves an accuracy of 96% for BRImo and 91% for BCA Mobile, demonstrating strong performance in identifying and distinguishing positive and negative reviews. Overall, reviews for BRImo are predominantly positive, while BCA Mobile also shows a positive tendency but receives a higher number of complaints. These findings are expected to provide useful insights for mobile banking developers in improving service quality and enhancing user experience.

Keywords : Sentiment Analysis, Mobile Banking, BRImo, BCA Mobile.

ABSTRAK

Perkembangan teknologi keuangan digital di Indonesia mendorong meningkatnya penggunaan aplikasi mobile banking sebagai sarana utama transaksi nasabah. Dua platform yang banyak digunakan adalah BCA Mobile dan BRImo, yang mendapatkan beragam ulasan dari pengguna di Google Play Store. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap kedua aplikasi tersebut dengan menggunakan metode Multinomial Naïve Bayes dan pembobotan fitur TF-IDF. Data penelitian terdiri dari 18.034 ulasan yang telah melalui proses pra-proses teks, meliputi cleansing, case folding, tokenizing, normalization, filtering, dan stemming, serta pelabelan sentimen berbasis leksikon ke dalam dua kelas, yaitu positif dan negatif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu mencapai tingkat akurasi hingga 96% pada BRImo dan 91% pada BCA Mobile, dengan performa yang baik dalam mengenali dan membedakan ulasan positif maupun negatif. Secara umum, ulasan terhadap BRImo didominasi oleh sentimen positif, sedangkan BCA Mobile juga menunjukkan kecenderungan positif namun memiliki jumlah keluhan yang lebih banyak. Temuan ini diharapkan dapat menjadi masukan bagi pengembang aplikasi mobile banking dalam meningkatkan mutu layanan serta pengalaman pengguna.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Mobile Banking, BRImo, BCA Mobile.

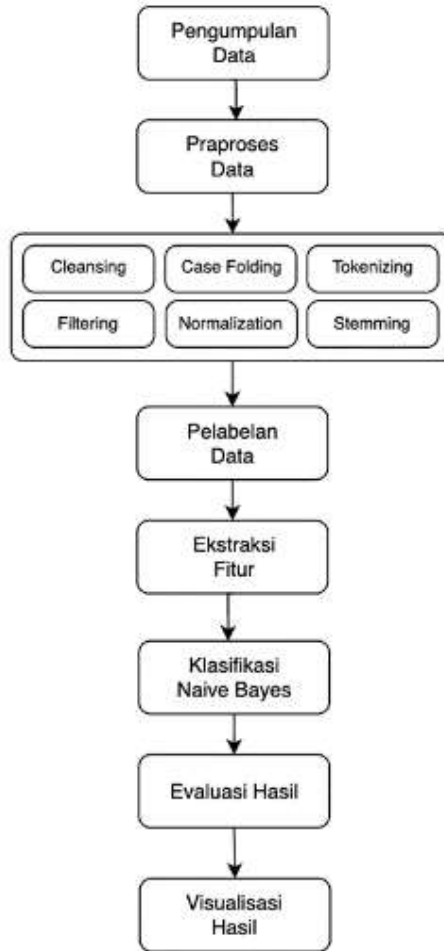
PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang sangat pesat telah mendorong sektor perbankan untuk berinovasi dalam memberikan layanan digital kepada nasabah (Manning & Schütze, 1999). Salah satu bentuk inovasi tersebut adalah hadirnya mobile banking, yang memungkinkan pengguna melakukan berbagai

transaksi keuangan melalui perangkat seluler dengan cepat dan aman (Pratama et al., 2021).

Di Indonesia, aplikasi BCA Mobile dan BRImo menjadi dua contoh implementasi layanan mobile banking yang paling banyak digunakan oleh masyarakat. Kedua aplikasi ini menawarkan beragam fitur untuk memenuhi kebutuhan transaksi perbankan, mulai dari transfer dana, pembayaran tagihan, hingga pengelolaan rekening secara real time (Jurafsky & Martin, 2024). Kemudahan yang diberikan aplikasi tersebut menjadikan digitalisasi layanan perbankan sebagai aspek penting dalam peningkatan kualitas pelayanan kepada nasabah. Namun, seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna, muncul pula berbagai persepsi dan tanggapan yang beragam terhadap kinerja aplikasi, baik dalam bentuk pengalaman positif seperti kemudahan akses dan kecepatan transaksi, maupun pengalaman negatif seperti gangguan sistem atau tampilan antarmuka yang kurang intuitif (Liu et al., 2012). Oleh karena itu, perlu dilakukan suatu kajian untuk memahami kecenderungan opini tersebut melalui pendekatan ilmiah. Analisis sentimen menjadi salah satu metode yang efektif untuk menggambarkan persepsi pengguna terhadap suatu produk atau layanan (Bishop, 2006). Dalam konteks penelitian ini, analisis sentimen digunakan untuk mengelompokkan data teks menjadi dua kategori utama, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif, guna memperoleh gambaran umum tentang tingkat penerimaan pengguna terhadap layanan mobile banking. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam analisis sentimen adalah Naïve Bayes, karena memiliki kemampuan komputasi yang efisien dan hasil klasifikasi yang cukup akurat (Russeell & Norvig, 2021). Metode ini bekerja berdasarkan prinsip probabilitas untuk menentukan kelas suatu data teks dengan menghitung kemungkinan kemunculan kata dalam setiap kategori (Manning et al., 2008). Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen terhadap aplikasi BCA Mobile dan BRImo menggunakan metode Naïve Bayes, dengan fokus pada pengelompokan opini menjadi dua kelas utama, yaitu positif dan negatif. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pengembang aplikasi dan pihak perbankan dalam meningkatkan kualitas layanan berbasis digital di Indonesia.

METODE PENELITIAN



Gambar 1. Diagram Alur Metode Penelitian

Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui web scraping menggunakan pustaka google-play-scraper berbasis Python untuk mengekstraksi ulasan pengguna aplikasi BCA Mobile dan BRImo di Google Play Store. Data meliputi nama pengguna, isi ulasan, rating, dan tanggal unggahan, dengan total 18.034 entri ulasan. Seluruh data disimpan dalam format CSV agar mudah diproses lebih lanjut (Pratama, 2024).

Praproses Data

Tahapan praproses data dilakukan agar data teks siap digunakan untuk analisis sentimen. Proses ini penting karena ulasan di Google Play sering kali mengandung bahasa tidak baku, singkatan, dan simbol yang dapat menurunkan akurasi model. Beberapa langkah yang diterapkan antara lain (Raif, 2024):

1. Cleansing

Cleansing merupakan proses pembersihan teks dari karakter yang tidak diperlukan seperti tanda baca, angka, emoji, dan simbol lain yang tidak relevan.

2. Case Folding
Case folding merupakan tahap mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil agar teks memiliki format yang seragam.
3. Tokenizing
Tokenizing merupakan proses pemisahan kalimat menjadi potongan kata yang akan digunakan sebagai satuan analisis.
4. Filtering
Filtering merupakan tahap penghapusan kata-kata umum atau stopwords yang tidak memiliki makna penting dalam analisis.
5. Normalization
Normalization merupakan proses standarisasi teks dengan menyesuaikan bentuk kata agar sesuai dengan ejaan yang baku.
6. Stemming
Stemming merupakan tahap mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya dengan menggunakan algoritma stemming bahasa Indonesia.

Pelabelan Data

Tahap pelabelan data merupakan proses penting dalam penelitian ini yang bertujuan untuk memberikan kategori sentimen terhadap setiap ulasan pengguna yang telah dikumpulkan dari platform Google Play Store. Pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan pendekatan lexicon based, yaitu dengan membandingkan setiap kata dalam ulasan terhadap daftar kata yang memiliki nilai sentimen positif atau negatif. Setiap ulasan memperoleh skor total berdasarkan penjumlahan nilai kata, kemudian dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Namun, dalam penelitian ini kelas netral dihapus agar analisis berfokus pada dua kategori utama, yaitu positif dan negatif (Salam, 2023).

Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur dilakukan untuk mengubah teks menjadi bentuk numerik agar dapat diolah dalam proses analisis. Metode yang digunakan adalah Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF), yang memberikan bobot lebih tinggi pada kata yang jarang muncul tetapi penting dalam konteks dokumen. Pendekatan ini dianggap efektif dalam merepresentasikan teks karena mampu membedakan kata umum dan kata yang memiliki nilai informasi tinggi (Isabela, 2022).

$$TF\ IDF(t, d) = TF(t, d) \times \log \frac{N}{DF(t)} \quad ((1))$$

Keterangan:

TF(t,d) = frekuensi kemunculan kata t pada dokumen d.

DF(t) = jumlah dokumen yang mengandung kata t. N = total dokumen dalam korpus.

Klasifikasi Naive Bayes

Tahap inti dari penelitian ini adalah klasifikasi sentimen menggunakan metode Naive Bayes. Algoritma ini dipilih karena sederhana, cepat, dan memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasi teks pendek berbahasa Indonesia. Data yang sudah melalui pre-processing kemudian diubah menjadi representasi numerik menggunakan TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency). Dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% data latih dan 20% data uji menggunakan teknik train-test split. Model Naive Bayes menghitung probabilitas kemunculan kata dalam setiap kategori sentimen dan menentukan kelas dengan peluang tertinggi sebagai hasil klasifikasi. Evaluasi performa dilakukan menggunakan empat metrik utama, yaitu: Akurasi (Accuracy), Presisi (Precision), Recall, dan F1-Score (Helmayanti et al., 2023).

Evaluasi Hasil

Tahap evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat keakuratan hasil klasifikasi. Proses ini menggunakan beberapa metrik utama, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score, guna menilai kinerja model secara menyeluruh. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual sehingga dapat diketahui efektivitas metode yang digunakan (Powers, 2011). Parameter evaluasi yang digunakan meliputi akurasi, presisi, recall, dan f1-score, dengan rumus sebagai berikut :

$$Accuracy: \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

$$Precision: \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$Recall: \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F1 - Score: 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

Keterangan:

TP = True Positive (positif yang diprediksi positif) TN = True Negative (negatif yang diprediksi negatif)

FP = False Positive (negatif tapi diprediksi positif) FN = False Negative (positif tapi diprediksi negatif)

Visualisasi Hasil

Tahap visualisasi merupakan tahap akhir yang berfungsi untuk menampilkan hasil klasifikasi sentimen menggunakan metode Multinomial Naive Bayes. Pada tahap ini, hasil analisis divisualisasikan dalam bar chart dan word cloud yang mencerminkan proporsi kategori sentimen positif dan negatif dari setiap ulasan

pengguna. Selain itu, ditampilkan pula word cloud untuk memperlihatkan kata-kata yang paling sering muncul pada masing-masing kategori sentimen. Visualisasi ini memudahkan interpretasi hasil dan memberikan gambaran menyeluruh mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi BRImo dan BCA Mobile (Pratama & Damanik, 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengumpulan Data

Proses pengambilan data dilakukan terhadap ulasan pengguna aplikasi BRImo dan BCA Mobile yang tersedia pada platform Google Play Store. Data dikumpulkan selama periode Juni hingga Agustus 2025 menggunakan pustaka google-play-scraper berbasis Python. Hasil proses pengumpulan data kemudian disimpan dalam format CSV agar mudah digunakan pada tahap praproses dan analisis berikutnya. Hasil pengumpulan data dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.

userName	review	at	score	app_name
Abdul Munir	ok	2025-06-31 23:58:15	5	BRImo
Indra Doku	sangat membantu 🙏🙏	2025-06-31 23:57:30	5	BRImo
Karyanto Tel	sangat puas	2025-06-31 23:56:18	5	BRImo
Restu Sukma	setelah di update jadi susah buat TF	2025-06-31 23:52:01	1	BRImo
Uli Azmi	mantap	2025-06-31 23:47:30	5	BRImo
Nyong 24	sangat membantu	2025-06-31 23:42:54	5	BRImo
Raepa Wahyu	tingkatkan terus aplikasi nya dan berikan kemudahan setiap laya	2025-06-31 23:40:22	5	BRImo
Novia Wulandari	Aplikasi yg bagus , memudahkan customer dim bertransaksi. sar	2025-06-31 23:40:21	5	BRImo
Andri Agus giana	bagus	2025-06-31 23:39:57	5	BRImo

Gambar 2. Hasil Scraping Data BRImo

Benni Biani	ini tempo indikator yang sangat baik dan juga aplikasi yang sangat baik	2025-06-31 23:32:14	5	BCA Mobile
gofarwa nurbanan	keren banget brooo, di apk ini gmn bisa lakukan tm auto transfer, gmn kuaah level di pern 2 (bawanya pern 2 ada brooo)	2025-06-31 23:13:36	5	BCA Mobile
DFU	ini aplikasi itu bagus BRImo dan BCA itu juga bagus!	2025-06-31 23:09:30	5	BCA Mobile
Isan Christian manggi	KOK KALU INI AKAN BANGET YAU BILU INI AKAN BANGET MOBILE BCA, INI GUNYU MANJUR MANJUR INI GUNYU	2025-06-31 19:13:41	5	BCA Mobile
Viry Dony	menting BCA, ini klu gmn mau TF gmn bisa, gmn cari ke-mudahan pengguna masalah kemas, gmn ada kemasnya TF ama	2025-06-31 18:49:08	1	BCA Mobile
Mawati Abdula	gmn bisa buat auto	2025-06-31 18:30:12	5	BCA Mobile
Elwan-Rudimayank	alhamdulillah mantap	2025-06-31 18:28:10	5	BCA Mobile
Tyagi Ruchiyat	setah mantap dan aman	2025-06-31 15:37:14	5	BCA Mobile
Mawana Zaki	aplikasi yang baik	2025-06-31 15:19:10	5	BCA Mobile
Udang Peko	Saya sangat berterima kasih atas Respon yang sangat cepat...saya sangat puas dengan pelayananya 🙏🙏	2025-06-31 15:18:30	5	BCA Mobile
Fajar Santing	Bro baik ini pke transfer mlu-mlu lg urgent mau transferi saldo aneudah ganti pke self-data mau kebetul hp lama di	2025-06-31 14:59:02	1	BCA Mobile
Toga Maki	sementara saya pake BCA Mobile transfer ap mau gmn	2025-06-31 13:47:08	5	BCA Mobile
Aini Sulahudin	menting mantap buat pake myBCA...transaksi mudah dan praktis...gmn bisa transfer saldo...selain dari itu	2025-06-31 13:44:31	5	BCA Mobile
Rani Kamahati	setelah hari ini ada gangguan? kenapa saya mau transfer harus menunggu beberapa saat lagi?	2025-06-31 13:43:19	1	BCA Mobile

Gambar 3. Hasil Scraping Data BCA Mobile

Gambar 2 menampilkan contoh hasil scraping data ulasan aplikasi BRImo, sedangkan Gambar 3 menunjukkan contoh hasil scraping pada ulasan aplikasi BCA Mobile. Setiap dataset memiliki lima kolom, yaitu username, review, at, score (rating), dan app_name. Jumlah data hasil scraping dari masing-masing aplikasi ditunjukkan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Jumlah Hasil Scraping Data

Aplikasi	Jumlah Data
BCA Mobile	4.644
BRImo	13.390

Hasil Praproses Data

Tahapan ini merupakan langkah awal dalam mengubah data teks menjadi bentuk yang siap untuk dilakukan analisis sentimen. Adapun proses praproses data yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi beberapa tahap berikut:

1. Cleansing

Tahap cleansing dilakukan untuk menghapus karakter non-alfabet seperti angka, tanda baca, simbol, dan emoji agar teks menjadi lebih bersih dan mudah diolah. Contoh hasil dari proses cleansing dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Hasil dari Proses Cleansing

Sebelum Cleansing	Sesudah Cleansing
Aplikasi yg bagus . memudahkan costumer dlm bertransaksi. sangat membantu	Aplikasi yg bagus memudahkan costumer dlm bertransaksi sangat membantu

2. Case Folding

Pada tahap ini, seluruh huruf diubah menjadi huruf kecil (lowercase) agar konsisten dan tidak terjadi perbedaan makna antara huruf besar dan huruf kecil. Contoh hasil dari proses case folding dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh Hasil dari Proses Case Folding

Sebelum Case Folding	Sesudah Case Folding
Aplikasi yg bagus memudahkan costumer dlm bertransaksi sangat membantu	aplikasi yg bagus memudahkan costumer dlm bertransaksi sangat membantu

3. Tokenizing

Proses tokenizing bertujuan untuk memecah kalimat menjadi potongan kata (token) agar dapat diolah secara terpisah pada tahap selanjutnya. Contoh hasil proses tokenizing ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh Hasil dari Proses Tokenizing

Sebelum Tokenizing	Sesudah Tokenizing
aplikasi yg bagus memudahkan costumer dlm bertransaksi sangat membantu	['aplikasi', 'yg', 'bagus', 'memudahkan', 'costumer', 'dlm', 'bertransaksi', 'sangat', 'membantu']

4. Filtering

Tahap filtering bertujuan untuk menyaring kata-kata yang relevan dengan konteks analisis sentimen, seperti kata yang memiliki makna positif atau negatif terhadap aplikasi. Kata yang tidak memiliki pengaruh terhadap analisis, seperti nama bank atau istilah umum, dihapus pada tahap ini. Contoh hasil filtering ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Contoh Hasil dari Proses Filtering

Sebelum Filtering	Sesudah Filtering
['aplikasi', 'yg', 'bagus', 'memudahkan', 'costumer', 'dlm', 'bertransaksi', 'sangat', 'membantu']	['aplikasi', 'bagus', 'memudahkan', 'costumer', 'dlm', 'bertransaksi', 'membantu']

5. Normalization

Tahap ini digunakan untuk mengubah kata tidak baku menjadi kata baku agar seragam secara linguistik. Contoh hasilnya ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Contoh Hasil dari Proses Normalization

Sebelum Filtering	Sesudah Filtering
['aplikasi', 'bagus', 'memudahkan', 'costumer', 'dlm', 'bertransaksi', 'membantu']	['aplikasi', 'bagus', 'memudahkan', 'costumer', 'dalam', 'bertransaksi', 'membantu']

6. Stemming

Tahap stemming bertujuan untuk mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya agar memiliki makna yang konsisten. Contoh hasil dari proses stemming dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Contoh Hasil dari Proses Stemming

Sebelum Stemming	Sesudah Stemming
['aplikasi', 'bagus', 'memudahkan', 'costumer', 'dalam', 'bertransaksi', 'membantu']	['aplikasi', 'bagus', 'mudah', 'costumer', 'dalam', 'transaksi', 'bantu']

Hasil Pelabelan Data

Tahapan ini merupakan langkah awal dalam men Tahap pelabelan data bertujuan untuk menetapkan kategori sentimen pada setiap ulasan pengguna. Proses pelabelan dilakukan dengan mempertimbangkan skor maupun isi ulasan yang telah melalui tahap praproses data. Ulasan diklasifikasikan ke dalam dua kategori utama,

yaitu positif dan negatif. Hasil pelabelan data ulasan pengguna ditampilkan pada Gambar 4.

stemming	skor_sentimen	label
sangat bantu	1	positif
sangat puas	1	positif
mantap	1	positif
sangat bantu	1	positif
tingkat kan terus aplikasi nya dan ikan mudah tiap layan nya	1	positif
aplikasi yg bagus mudah costumer dlm transaksi sangat bantu	3	positif
bagus	1	positif
ribet urus y tele tele	-1	negatif

Gambar 4. Hasil Pelabelan Data

Hasil Ekstraksi Fitur

Tahapan ini menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency) untuk mengubah data teks yang telah melalui tahap praproses menjadi vektor numerik yang dapat diolah oleh algoritme klasifikasi. Proses pembobotan kata dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan pustaka Scikit-learn, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5.

```
tfidf_vect = TfidfVectorizer(max_features=5000)
tfidf_vect.fit(train_data)

train_tfidf = tfidf_vect.transform(train_data)
test_tfidf = tfidf_vect.transform(test_data)
```

Gambar 5. Proses ekstraksi fitur teks menggunakan TF-IDF

Hasil Klasifikasi Naïve Bayes

Tahapan ini menggunakan algoritme Multinomial Naive Bayes untuk melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan fitur teks yang telah diubah menjadi TF-IDF. Model dilatih menggunakan data latih (train_tfidf, y_train) dan kemudian digunakan untuk memprediksi sentimen pada data latih dan data uji (test_tfidf, y_test) sehingga diperoleh nilai akurasi data latih dan akurasi data uji. Proses klasifikasi menggunakan metode Naïve Bayes ditunjukkan pada Gambar 6.

```
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
import numpy as np

nb_model = MultinomialNB(alpha=1.0)

nb_model.fit(train_tfidf, y_train)

y_train_hat = nb_model.predict(train_tfidf)
y_test_hat = nb_model.predict(test_tfidf)

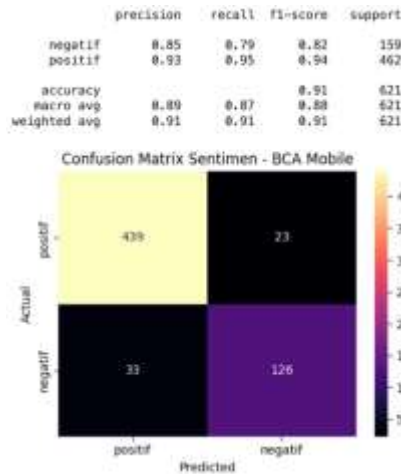
train_acc = np.mean(y_train_hat == y_train) * 100
test_acc = np.mean(y_test_hat == y_test) * 100

print("train accuracy (Naive Bayes) =", train_acc)
print("test accuracy (Naive Bayes) =", test_acc)
```

Gambar 6. Proses Klasifikasi Naive Bayes

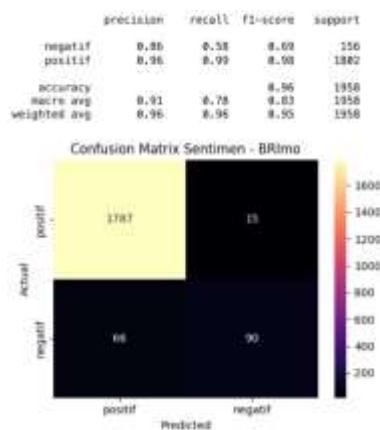
Hasil Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model klasifikasi dalam mengidentifikasi sentimen positif dan negatif. Pengujian menggunakan Confusion Matrix serta beberapa metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score, guna mengukur tingkat efektivitas model. Gambar 7 memperlihatkan hasil evaluasi untuk aplikasi BCA Mobile, sedangkan Gambar 8 menunjukkan hasil evaluasi untuk aplikasi BRImo.



Gambar 7. Confusion Matrix BCA Mobile

Berdasarkan Gambar 7, model Naïve Bayes menghasilkan akurasi sebesar 91%, dengan presisi 93% dan recall 95% pada kelas positif. Pada kelas negatif, model memperoleh presisi 85% dan recall 79%. Hasil ini menunjukkan bahwa model bekerja baik dalam mengidentifikasi sentimen positif, meskipun performanya pada sentimen negatif sedikit lebih rendah.



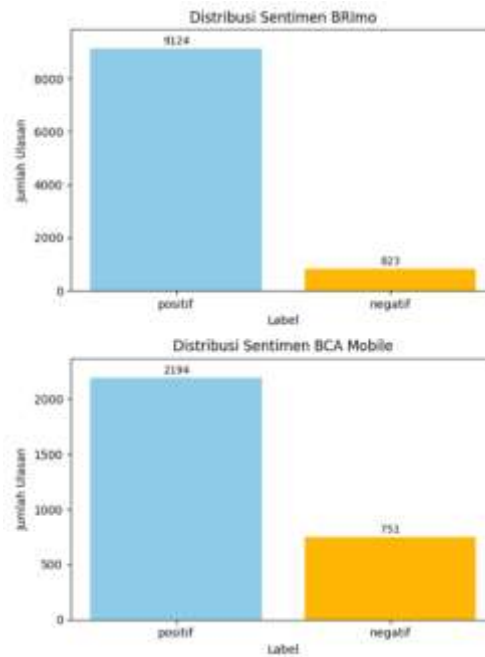
Gambar 8. Confusion Matrix BRImo

Gambar 8 menunjukkan hasil evaluasi model pada aplikasi BRImo. Model mencapai akurasi sebesar 96%, dengan presisi 96% dan recall 99% pada kelas positif. Pada kelas negatif, diperoleh presisi 86% dan recall 58%. Hal ini menunjukkan bahwa

performa model dalam mengenali sentimen positif sangat tinggi, sementara deteksi terhadap sentimen negatif masih lebih rendah dibandingkan kelas positif.

Hasil Visualisasi Data

Tahapan ini dilakukan untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling sering muncul pada data ulasan. Visualisasi menggunakan bar chart untuk memperlihatkan jumlah data pada setiap kategori sentimen, sedangkan word cloud digunakan untuk menampilkan kata-kata yang paling dominan. Hasil visualisasi bar chart dapat dilihat pada Gambar 8, sedangkan Gambar 9 menampilkan visualisasi word cloud.



Gambar 8. Visualisasi Bar Chart

- C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer, 2006. [Online]. Available: <https://www.microsoft.com/en-us/research/wp-content/uploads/2006/01/Bishop-Pattern-Recognition-and-Machine-Learning-2006.pdf>
- D. Jurafsky and J. H. Martin, *Speech and Language Processing*, 3rd ed. (Online Draft). Stanford University, 2024. [Online]. Available: <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>
- D. S. I. Isabela, "Analisis Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) dalam Temu Kembali Informasi pada Dokumen Teks," *SINTESIA*, vol. 1, no. 2, 2022. [Online]. Available: <https://journal.unj.ac.id/unj/index.php/SINTESIA/article/view/39364>
- M. A. Pratama dan R. D. R. Damanik, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Banking Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Visualisasi Word Cloud," *Jurnal Sistem Informasi dan Komputer (JASIK)*, vol. 7, no. 2, pp. 101–110, 2024. [Online]. Available: <https://ejournal.seminar-id.com/index.php/jasik/article/view/2873>
- M. I. Raif, "Pre-processing Teks Bahasa Indonesia untuk Analisis Sentimen: Tokenizing, Cleansing, Case Folding, Normalisasi, Filtering, Stemming," *JTIK – Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 2, 2024. [Online]. Available: <https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/download/7404/1290/42881>
- M. R. Pratama, Y. R. Ramadha, and M. A. Komara, "Analisis Sentimen BRI Mo dan BCA Mobile Menggunakan Support Vector Machine dan Lexicon Based," *JUTISI : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 12, no. 3, 2021. [Online]. Available: <https://ojs.stmik-banjarbaru.ac.id/index.php/jutisi/article/view/1431>
- R. Pratama, "How to scrap reviews on Google Play Store (PLN Mobile)", Medium, 3 Mar 2024. [Online]. Available: <https://medium.com/%40septiannn009/how-to-scrap-reviews-on-google-play-store-pln-mobile-7a679fc3757b>
- R. R. Salam, "Sentiment Analysis of Cash Direct Assistance Distribution Using Lexicon-Based and Naïve Bayes Approach," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 1, 2023. [Online]. Available: <https://www.journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/download/590/290>
- S. A. Helmayanti, F. Hamami, dan R. Y. Fa'rifah, "Penerapan Algoritma TF-IDF dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen Berbasis Aplikasi Flip pada Google Play Store," *Jurnal Manajemen Informatika & Komputerisasi Akuntansi*, vol. 4, no. 3, pp. 1822–1834, Sept. 2023. [Online]. Available: <https://journal.stmiki.ac.id/index.php/jimik/article/view/415>
- S. Powers, "Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation," *Journal of Machine Learning Technologies*, vol.

Reslaj: Religion Education Social Laa Roiba Journal

Volume 8 Nomor 1 (2026) 85 – 98 P-ISSN 2656-274x E-ISSN 2656-4691

DOI: 10.47476/reslaj.v8i1.10370

2, no. 1, pp. 37–63, 2011. Available:
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.16061>

S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th ed. Harlow, UK: Pearson, 2021. [Online]. Available: <https://aima.cs.berkeley.edu/>