

## ANALISIS OPINI PENGGUNA APLIKASI SHOPEE DENGAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER

Dwi Atikah<sup>1)</sup>, Agustia Hananto<sup>2)</sup>, Tukino<sup>3)</sup>, Elfina Novalia<sup>4)</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang  
Jl. HS. Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat

Co Responden Email: [si23.dwiatikah@mhs.ubpkarawang.ac.id](mailto:si23.dwiatikah@mhs.ubpkarawang.ac.id)

### Abstract

*The rapid growth of e-commerce in Indonesia has had an impact on the increase in user reviews of online shopping applications such as Shopee. These reviews represent user perceptions and can be used to evaluate satisfaction and improve service quality. Using the Naive Bayes algorithm, this study applied a classification strategy to evaluate attitudes in user reviews of the Shopee application on the Google Play Store. The data is obtained using web scraping techniques and then undergoes several processes, including text data cleansing, tokenization, removal of irrelevant words, and normalization. Sentiment evaluations are manually categorized into three different groups: very satisfied, satisfied, and dissatisfied. To address class distribution imbalances, the Random Over Sampler technique was used. Before the data was divided into training and testing sets, the text was then analyzed using the TF-IDF technique and trained with the Multinomial Naive Bayes algorithm. Accuracy, precision, recall, F1 score, and matrix confusion are incorporated into the evaluation process to evaluate the model's performance. The results showed that the model obtained an accuracy level of 75.33% with fairly consistent performance across all labels. The oversampling technique has proven effective in balancing classes, although there are still cross-predictions between similar categories. This research became the initial foundation for the development of an automatic sentiment analysis system based on Indonesian.*

### Abstrak

Kemajuan ekonomi digital di Indonesia telah mendorong pertumbuhan pesat dalam transaksi belanja daring, di mana Shopee muncul sebagai platform e-commerce yang paling banyak digunakan oleh masyarakat. Banyaknya ulasan pengguna yang tersedia secara publik membuka peluang untuk memahami kepuasan pelanggan, namun bentuknya yang tidak terstruktur menyulitkan analisis manual. Penelitian ini bertujuan membangun model yang dapat mengklasifikasikan ulasan pengguna dari Shopee menjadi tiga kelompok: sangat puas, puas, dan tidak puas, dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Data diperoleh melalui teknik web scraping dari Google Play Store, kemudian diproses melalui tahapan preprocessing teks (tokenisasi, lowercasing, stopword removal, punctuation removal, whitespace cleaning), pelabelan sentimen berdasarkan rating, dan penyeimbangan data dengan metode Random Over Sampler. Vektorisasi dilakukan menggunakan TF-IDF sebelum data dilatih menggunakan Multinomial Naïve Bayes. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 75,33%, dengan nilai precision 0,76, recall 0,75, dan F1-score 0,75. Meskipun masih terdapat ambiguitas antara kategori puas dan sangat puas, sistem menunjukkan performa yang stabil dan dapat digunakan untuk analisis opini pengguna secara otomatis. Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem klasifikasi opini berbahasa Indonesia yang bermanfaat dalam mendukung pengambilan keputusan strategis oleh pengembang layanan e-commerce.

### Article history

Received 10 Jun 2025

Revised 11 Jul 2025

Accepted 28 Jul 2025

Available online 31 Jul 2025

### Keywords

Sentiment analysis,

Naive Bayes,

Shopee,

TF-IDF,

Text classification

### Riwayat

Diterima 10 Jun 2025.

Revisi 11 Jul 2025

Disetujui 28 Jul 2025

Terbit online 31 Jul 2025

### Kata Kunci

Analisis sentiment,

Naive bayes,

Shopee,

TF-IDF,

Klasifikasi teks

## PENDAHULUAN

Pesatnya perkembangan ekonomi digital di Indonesia telah memicu pergeseran besar dalam perilaku belanja masyarakat, dengan *platform e-commerce* menjadi pilihan utama (Khusnul, 2024). Di antara berbagai *platform* digital di Indonesia, Shopee dikenal sebagai layanan yang paling banyak digunakan, menempati posisi teratas dalam industri *e-commerce* nasional berdasarkan tingkat keterlibatan pengguna yang sangat tinggi di Indonesia. Kemudahan akses, program promosi menarik, serta fitur yang lengkap menjadikan aplikasi ini populer di berbagai kalangan. Seiring dengan meningkatnya penggunaan aplikasi, pengguna juga meninggalkan ribuan ulasan dan komentar yang tersedia secara terbuka di platform seperti *Google Play Store*. Komentar-komentar tersebut merefleksikan penilaian pengguna terhadap layanan aplikasi, mencakup aspek kepuasan, pengalaman penggunaan, dan persepsi mereka secara keseluruhan (Prasetya et al. n.d.).

Namun demikian, ulasan yang ditulis dalam bentuk teks bebas sering kali tidak terstruktur, mengandung gaya bahasa yang beragam, serta memiliki makna yang subjektif, menjadikannya sulit untuk dianalisis secara manual. Tantangan tersebut memunculkan kebutuhan akan metode yang dapat mengidentifikasi dan mengelompokkan opini secara otomatis dan sistematis, sehingga dapat memberikan informasi yang akurat bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan.

Shopee dipilih sebagai studi kasus karena tingginya *volume* ulasan serta posisinya sebagai *e-commerce* dengan trafik tertinggi di Indonesia, menjadikannya representatif untuk studi kepuasan pengguna. Dibandingkan dengan *platform* sejenis, Shopee menawarkan beragam fitur yang kerap menjadi sorotan pengguna, antara lain sistem pembayaran, proses pengiriman, serta dukungan layanan pelanggan.

Penelitian ini memilih *Naïve Bayes* karena algoritma tersebut dapat mengklasifikasikan teks pendek dengan efisien dan tetap bekerja secara optimal walau distribusi datanya tidak seimbang. Algoritma ini juga mudah diimplementasikan dan tidak memerlukan waktu pelatihan yang lama, sehingga sangat sesuai untuk pengolahan teks dalam jumlah besar (Agustian et al., 2022). Meskipun

algoritma lain seperti SVM (*Support Vector Machine*), *Random Forest*, atau *Logistic Regression* juga sering digunakan dalam klasifikasi teks, metode-metode tersebut cenderung memerlukan tuning parameter yang kompleks dan waktu pelatihan yang lebih tinggi (Liberti Duarte Tavares et al., 2023). Dengan pertimbangan efisiensi, kemudahan penerapan, serta rekam jejak efektivitasnya dalam penelitian sejenis, algoritma *Naïve Bayes* dipilih dalam studi ini sebagai pendekatan utama.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi sentimen berbasis algoritma *Naïve Bayes* yang mampu secara otomatis mengelompokkan opini pengguna Shopee ke dalam tiga kategori sentimen: sangat puas, puas, dan tidak puas. Penelitian juga bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas model dalam mengenali sentimen pengguna berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

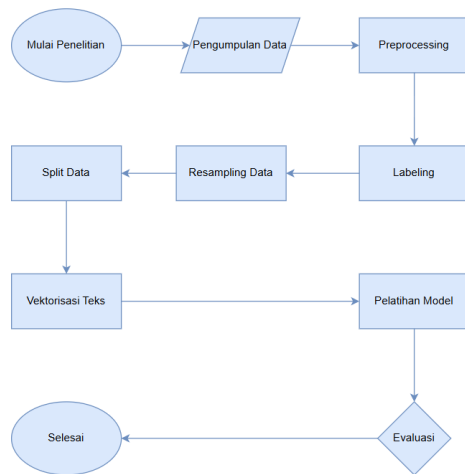
Dengan menerapkan pendekatan *text mining*, *resampling* menggunakan *Random Over Sampler*, dan klasifikasi *Naïve Bayes*, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem analisis sentimen berbahasa Indonesia yang dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan strategis oleh pengembang aplikasi.

Sebagai penguat akademik, penelitian sebelumnya oleh (Sugiarto et al., 2023) membandingkan kinerja empat algoritma klasifikasi pada data Shopee dan menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* tetap kompetitif dalam tugas klasifikasi opini. Temuan serupa juga dicatat oleh (Fadillah et al. 2020), yang menunjukkan bahwa dengan *preprocessing* dan *balancing* yang tepat, akurasi model bisa melampaui 85%. Oleh karena itu, Penelitian ini sangat relevan untuk menjawab permasalahan analisis opini pengguna terkait layanan *e-commerce* secara otomatis dan terukur.

## METODE PENELITIAN

### A. Skema Alur Penelitian

Proses penelitian yang dilakukan mencakup enam langkah, antara lain pengumpulan data, pemrosesan ulang data, metode klasifikasi, dan hasil klasifikasi.



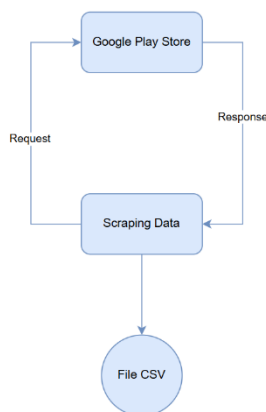
Gambar 1. Tahapan penelitian

## B. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan Colab (*platform Google Colaboratory*) untuk proses *web scraping* menggunakan bahasa pemrograman *Python* sebagai sarana pengumpulan data (Khoiril et al., 2023). Data diperoleh dari ulasan pengguna aplikasi Shopee yang tersedia secara publik di halaman *Google Play Store*

<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.shopee.id>

Proses *scraping* dilakukan secara otomatis untuk mengambil teks ulasan dan rating, yang kemudian disimpan dalam bentuk *dataset* terstruktur dalam jumlah besar (Iqbal Zakasih et al., 2022).



Gambar 2. Proses *scraping* ulasan aplikasi shopee

## C. Preprocessing

Data yang telah terkumpul selama proses pengumpulan data akan diteruskan untuk diproses pada tahap praproses (Indriani, n.d.). Berikut ini adalah langkah-langkah dalam prosedur praproses:

### 1. Tokenizing

*Tokenizing* adalah cara untuk memisahkan kalimat menjadi kata-kata dasar dan berfungsi sebagai pemisah dengan menghilangkan karakter tertentu (Friska Aditia Indriyani et al., 2023).

Tabel 1. Sampel *tokenizing*

Sebelum	makin lama aplikasi shopee makin berat, UI nya berat sekali sampai delay beberapa detik setelah saya klik salah satu menu nya, banyak update bukan memperlancar performa, malah memperburuk dan bikin lebih berat, ampas
Sesudah	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', ',', 'UI', 'nya', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'saya', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'nya', ',', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', ',', 'malah', 'memperburuk', 'dan', 'bikin', 'lebih', 'berat', ',', 'ampas'

### 2. Lowercasing

*Lowercasing* berfungsi untuk menyamakan bentuk kata dengan mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil, sehingga kata seperti "Bagus" dan "bagus" dianggap sama oleh model (Audina et al., 2025).

Tabel 2. Sampel *lowercasing*

Sebelum	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', ',', 'UI', 'nya', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'saya', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'nya', ',', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', ',', 'malah', 'memperburuk', 'dan', 'bikin', 'lebih', 'berat', ',', 'ampas'
Sesudah	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', ',', 'ui', 'nya', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'saya', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'nya', ',', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', ',', 'malah', 'memperburuk', 'dan', 'bikin', 'lebih', 'berat', ',', 'ampas'

### 3. Stopword Removal

Langkah berikutnya adalah penghapusan *stopword*, yaitu tahap menghilangkan kata-kata yang dianggap kurang penting dalam analisis, seperti "di", "dan", atau "yang" (Susanti et al., 2022). Hasil dari proses *stopword* bisa dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Sampel *stopword removal*

Sebelum	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', 'ui', 'nya', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'saya', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'nya', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', 'malah', 'memperburuk', 'dan', 'bikin', 'lebih', 'berat', 'ampas'
Sesudah	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', 'ui', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', 'malah', 'memperburuk', 'bikin', 'berat', 'ampas'

#### 4. Punctuation Removal

Penghapusan tanda baca berfungsi untuk menghilangkan tanda-tanda yang tidak menambahkan nilai informasi dalam analisis sentimen, seperti koma, titik, dan tanda seru (Tania Nitami & Februriyanti, 2022).

Tabel 4. Sampel *punctuation removal*

Sebelum	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', 'ui', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', 'malah', 'memperburuk', 'bikin', 'berat', 'ampas'
Sesudah	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', 'ui', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', 'malah', 'memperburuk', 'bikin', 'berat', 'ampas'

#### 5. Whitespace Cleaning

*Whitespace Cleaning* berguna untuk menghilangkan spasi berlebih atau tidak perlu, agar teks rapi dan konsisten sebelum diproses lebih lanjut oleh algoritma (Rifa et al., 2024).

Tabel 5. Sampel *whitespace cleaning*

Sebelum	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', 'ui', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', 'malah', 'memperburuk', 'bikin', 'berat', 'ampas'
Sesudah	makin', 'lama', 'aplikasi', 'shopee', 'makin', 'berat', 'ui', 'berat', 'sekali', 'sampai', 'delay', 'beberapa', 'detik', 'setelah', 'klik', 'salah', 'satu', 'menu', 'banyak', 'update', 'bukan', 'memperlancar', 'performa', 'malah', 'memperburuk', 'bikin', 'berat', 'ampas'

#### D. Labeling

Setelah melalui proses pemfilteran data, setiap skor ulasan diberi label sentimen yaitu "Puas", "Sangat Puas", atau "Tidak Puas". Proses pelabelan ini bertujuan untuk mempermudah klasifikasi sentimen dengan cara menetapkan label "Tidak\_puas" untuk skor di bawah 3, "Puas" 3-4, dan "Sangat\_puas" untuk skor 5. Pelabelan adalah tahap penting dalam analisis sentimen yang menentukan akurasi model dalam mengenali pola sentimen (Fazrian et al., 2024).

Tabel 6. *Labeling data*

Ulasan	Score	Label
makin lama aplikasi shopee makin berat ui nya berat sekali sampai delay beberapa detik setelah saya klik salah satu menu nya banyak update bukan memperlancar performa malah memperburuk dan bikin lebih berat ampas	1	tidak puas
menurut saya aplikasinya terlampau berat untuk hp kelas high end spek tinggi mungkin tidak masalah tp untuk hp performance menengah sangat berat untuk melihat satu barang gambar aja butuh waktu dan bisa force close nutup sendiri	4	puas
keren Shooppy, belanja mantab, sering gratis ongkir dan banyak promo, barang banyak pilihan dan realpick, selama belanja sampai saat ini belum ada kendala selalu lancar dan tidak ada kendala, terus barayakin promo-promonya agar bisa menarik para peminatnya sukses selalu	5	sangat puas

#### E. Resampling

Langkah *resampling* dilakukan untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi kelas (*imbalanced data*) yang terdapat pada label sistem hasil pemetaan dari skor (Fakhriza et al., 2025). Berdasarkan hasil distribusi awal, diketahui bahwa label tidak\_puas mendominasi dengan jumlah 942 data, diikuti sangat\_puas sebanyak 691 data, dan puas hanya 367 data. Ketimpangan dalam distribusi data dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas secara tepat, terutama dalam hal nilai *recall* dan *precision*. Untuk mengatasi masalah ini, digunakan teknik *over sampling* dengan memanfaatkan fungsi *resample* dari pustaka *sklearn.utils*. Tujuannya adalah untuk menyamakan jumlah data pada setiap kelas sehingga distribusi menjadi seimbang. Masing-masing kelas dinaikkan jumlah datanya menjadi 600 data, yang dilakukan dengan proses *sampling ulang (resample)* dengan pengembalian (*replace=True*).



Label	Jumlah Data Sebelum	Jumlah Data Setelah
tidak_puas	942	600
sangat_puas	691	600
puas	367	600

Gambar 3. Hasil *oversampling*

## F. Split Data

*Dataset* kemudian dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan (*Train*) untuk melatih model, dan data uji (*Test*) untuk mengevaluasi kinerja model yang dilatih. Dalam penelitian ini, proporsi yang digunakan adalah 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Pembagian ini dilakukan secara acak agar distribusi data tetap representatif dan tidak menimbulkan bias.

```
X = df_balanced['ulasan']
y = df_balanced['label_sistem']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.25, random_state=42)
print("Jumlah data training:", len(X_train))
print("Jumlah data testing:", len(X_test))

Jumlah data training: 1350
Jumlah data testing: 450
```

Gambar 4. Hasil *split data*

## G. Vektorisasi Teks

Karena model *machine learning* tidak dapat memproses teks mentah secara langsung, maka data teks harus diubah ke bentuk numerik terlebih dahulu. Pendekatan yang digunakan disebut Term *Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Signifikansi suatu kata dalam sebuah ulasan dibandingkan dengan semua ulasan diukur dengan TF-IDF.

## H. Pelatihan Model

Pelatihan model *Naive Bayes* dilakukan menggunakan algoritma *MultinomialNB*, yang cocok untuk klasifikasi teks berbasis frekuensi atau bobot kata seperti TF-IDF. Pada proses ini, model dilatih menggunakan data hasil *vektorisasi* ( $X_{train\_tfidf}$ ) dan label target ( $y_{train}$ ) dengan parameter *smoothing*  $\alpha=0.1$  untuk menghindari pembagian nol akibat kata yang tidak muncul dalam kelas tertentu. Model kemudian mempelajari distribusi probabilitas kata terhadap masing-masing label sentimen seperti *sangat\_puas*, *puas*, dan *tidak\_puas*, sehingga mampu mengenali pola dan melakukan prediksi terhadap data baru secara efektif.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Evaluasi

Tahapan evaluasi model dilakukan untuk mencapai seberapa efektif model dalam mengidentifikasi sentimen dari ulasan pengguna Shopee yang telah melalui seluruh proses pelatihan. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan terhadap model *Naive Bayes* yang telah dilatih dengan dataset hasil vektorisasi TF-IDF dan penyeimbangan kelas menggunakan teknik *Random Over Sampler*.

Evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan data uji (*test set*), yang terdiri dari 450 data tinjauan yang sebelumnya telah dipisahkan dari data pelatihan. Metrik evaluasi yang digunakan mempertimbangkan empat faktor utama, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1, serta dilengkapi dengan *confusion matrix* sebagai bentuk visualisasi kesalahan klasifikasi.

Hasil analisis menunjukkan bahwa model dapat mencapai tingkat akurasi sebesar 75.33%, yang menunjukkan bahwa sekitar 75% dari data uji berhasil diungkapkan dengan benar. Selain itu, nilai presisi mencapai 0.76, *recall* 0.75, dan F1-score 0.75 menunjukkan keseimbangan yang baik antara jumlah prediksi yang akurat dan relevansi prediksi yang dihasilkan oleh model.

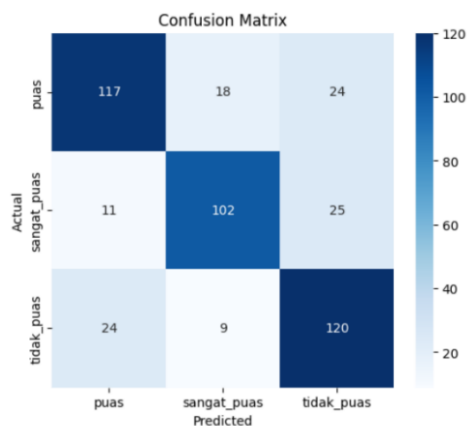
Skor F1 untuk kategori *puas*, *sangat\_puas*, dan *tidak\_puas*, masing-masing adalah 0.75, 0.76, dan 0.75, berdasarkan kategorisasi kelas. Performa klasifikasi model, seperti yang terlihat di sini, cukup konsisten di ketiga kelas. Meskipun demikian, *confusion matrix* menunjukkan adanya kesalahan klasifikasi, terutama antara kelas *puas* dan *sangat\_puas*, yang mengindikasikan bahwa opini pengguna pada kedua kategori ini memiliki kemiripan secara leksikal maupun konteks yang menyebabkan model mengalami ambiguitas dalam klasifikasi.

Dari 159 data uji berlabel *puas*, sebanyak 117 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 18 data salah diklasifikasikan sebagai *sangat\_puas* dan 24 data sebagai *tidak\_puas*. Pada label *sangat\_puas*, 102 dari 138 data berhasil dikenali dengan benar, namun 25 di antaranya justru terdeteksi sebagai *tidak\_puas*. Hal ini menunjukkan bahwa walaupun sudah melakukan *Random Over Sampler*, masih terdapat *overlap* semantik antar kategori, terutama pada kasus *sangat\_puas* yang sering kali mempunyai kesamaan ungkapan dengan kategori lain.

Akurasi: 75.33%				
Precision: 0.76				
Recall: 0.75				
F1-Score: 0.75				
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
puas	0.77	0.74	0.75	159
sangat_puas	0.79	0.74	0.76	138
tidak_puas	0.71	0.78	0.75	153
accuracy			0.75	450
macro avg	0.76	0.75	0.75	450
weighted avg	0.76	0.75	0.75	450

Gambar 6. Hasil tahap evaluasi

Dengan memvisualisasikan *confusion matrix*, analisis bisa diperkuat karena menampilkan bagaimana distribusi klasifikasi antara data aktual dan prediksi. Kotak diagonal yang menunjukkan jumlah klasifikasi benar terlihat mendominasi, yang menandakan bahwa model sebagian besar melakukan prediksi yang tepat. Namun, sel-sel di luar diagonal masih cukup mencolok, khususnya pada kolom dan baris *puas* dan *sangat\_puas*, yang mengindikasikan area perbaikan potensial.



Gambar 7. Confusion matrix

## KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma *Naïve Bayes* dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee memberikan hasil yang cukup memuaskan. Sistem klasifikasi yang dirancang berhasil mengelompokkan pendapat pengguna ke dalam tiga tingkat kepuasan, yaitu sangat puas, puas, dan tidak puas, dengan pencapaian akurasi sebesar 75,33%. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0,76, 0,75, dan 0,75, yang mencerminkan kestabilan model dalam menangani data teks yang bersifat subjektif dan tidak terstruktur.

Keberhasilan ini didukung oleh penerapan *preprocessing* teks yang sistematis serta penggunaan teknik TF-IDF dalam mengekstraksi fitur penting dari ulasan. Pemanfaatan teknik *Random Over Sampler* juga menunjukkan efektivitasnya dalam mengatasi ketidakseimbangan label, yang berperan dalam meningkatkan kinerja model untuk kelas minoritas. Meskipun demikian, keluaran dari *confusion matrix* masih memperlihatkan kekeliruan dalam membedakan kategori puas dan sangat puas, yang mengindikasikan adanya hambatan semantik dalam menangani kemiripan makna antarulasan.

Manfaat utama dari studi ini adalah terciptanya sistem otomatis untuk klasifikasi sentimen yang memungkinkan pengembang aplikasi memperoleh pemahaman yang lebih tepat dan efisien tentang opini pengguna. Sistem ini berpotensi membantu dalam proses pengambilan keputusan strategis, terutama dalam mengevaluasi dan meningkatkan layanan aplikasi *e-commerce*. Untuk hasil yang lebih optimal, studi lanjutan sebaiknya mempertimbangkan penggunaan pendekatan representasi filter seperti *Word2Vec* atau *GloVe*, yang mampu menangkap makna kontekstual dengan lebih baik. Selain itu, pengujian dengan algoritma lain seperti *Random Forest* dan *XGBoost* juga dapat dilakukan untuk mengetahui potensi peningkatan akurasi model.

## REFERENSI

- Agustian, A., Tukino, & Nurapriani, F. (2022). Penerapan Analisis Sentimen Dan Naive Bayes Terhadap Opini Penggunaan Kendaraan Listrik Di Twitter. *Jurnal Tika*, 7, 243–249.
- Audina, D., Purnamasari, A. I., Bahtiar, A., & Tohidi, E. (2025). Peningkatan Model Klasifikasi Sentimen Pengguna Aplikasi Tomoro Coffee Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. In *Jurnal Informatika & Rekayasa Elektronika* (Vol. 8, Issue 1). [Http://E-Journal.Stmiklombok.Ac.Id/Index.Php/Ji-reissn.2620-6900](http://E-Journal.Stmiklombok.Ac.Id/Index.Php/Ji-reissn.2620-6900)
- Fahriza, F., Subekti, D., Winar Cahyo, P., Fakultas Teknik Dan Teknologi Informasi, I., Jenderal Achmad Yani

- Yogyakarta Jl Siliwangi Jl Ringroad Barat, U., Sawah, A., Sleman, K., & Istimewa Yogyakarta, D. (2025). Optimalisasi Algoritma Random Forest Feature Selection Dan Hyperparameter Tuning Klasifikasi Genre Musik. In *Jika* (Vol. 9, Issue 1). <https://www.kaggle.com/datasets/maharshipa>
- Fazrian, V., Suprapti, T., & Narasati, R. (2024). Penerapan Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Aplikasi Game Multiplayer Online Battle Arena (Studi Kasus: Mobile Legend). In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Issue 1).
- Friska Aditia Indriyani, Ahmad Fauzi, & Sutan Faisal. (2023). Analisis Sentimen Aplikasi Tiktok Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine. *Teknosains: Jurnal Sains, Teknologi Dan Informatika*, 10(2), 176–184. <https://doi.org/10.37373/tekno.v10i2.419>
- Indriani, A. (N.D.). Analisa Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbor Terhadap Klasifikasi Data. *Sebatik*.
- Iqbal Zakasih, M., Tri Handoko, W., & Tri Lomba Juang No, J. (2022). Analisis Sentimen Pengguna Twitter Tentang Nft (Non Fungible Token) Dengan Metode Naive Bayes Classifier. In *Jurnal Informatika & Rekayasa Elektronika* (Vol. 5, Issue 2). [http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/ji\\_reissn.2620-6900](http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/ji_reissn.2620-6900)
- Khoiril, M., Hayati, U., & Nurdiawan, O. (2023). Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 7, Issue 1).
- Khusnul, A. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Kualitas Pelayanan (Tinjauan Literatur). In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Issue 3).
- Liberti Duarte Tavares, A., Nurraharjo, E., & Tri Lomba Juang No, J. (2023). Analisis Sentimen Dan Klasifikasi Tweet Terkait Naiknya Kasus Omicron Menggunakan Naive Bayes Classifier. In *Jurnal Informatika & Rekayasa Elektronika* (Vol. 6, Issue 1). [http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/ji\\_reissn.2620-6900](http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/ji_reissn.2620-6900)
- Prasetya, R., Lia Hananto, A., & Novalia, E. (N.D.). Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Perbandingan Sentimen Ulasan Lazada Dan Tokopedia. *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*.
- Rifa, A., Ardhani, R., & Pratama, D. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Layanan Aplikasi Grab Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Issue 1).
- Sugiarto, D., Sari, S., Ariwibowo, A. B., Nabilah Putri, F., Mulya, D., Aulia, T., & Zaki, A. N. (2023). Perbandingan Kinerja Klasifikasi Sentimen Ulasan Produk Pembelian Beras Di Marketplace Shopee. *Jurnal Teknologi Informasi*, 17(1). <https://doi.org/10.47111/jti>
- Susanti, N. A., & Walid, M. (2022). Klasifikasi Data Tweet Ujaran Kebencian Di Media Sosial Menggunakan Naive Bayes Classifier. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 6, Issue 2). [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com)
- Tania Nitami, M., & Februariyanti, H. (2022). Analisis Sentimen Ulasan Ekspedisi J&T Express Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Manajemen Informatika & Sistem Informasi (Misi)*, 5, 13. <https://doi.org/10.36595/misi.v5i1>